



**HAL**  
open science

# Etude de stratégies de gestion énergétique des bâtiments par l'application de la programmation dynamique

Bérenger Favre

► **To cite this version:**

Bérenger Favre. Etude de stratégies de gestion énergétique des bâtiments par l'application de la programmation dynamique. Autre. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2013. Français. NNT : 2013ENMP0039 . pastel-00957327

**HAL Id: pastel-00957327**

**<https://pastel.hal.science/pastel-00957327>**

Submitted on 10 Mar 2014

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

École doctorale n° 432 : Sciences des Métiers de l'Ingénieur

**Doctorat ParisTech**

**T H È S E**

pour obtenir le grade de docteur délivré par

**l'École nationale supérieure des mines de Paris**

**Spécialité “ Énergétique ”**

*présentée et soutenue publiquement par*

**Bérenger FAVRE**

le 24 Septembre 2013

**Étude de stratégies de gestion énergétique des bâtiments par l'application  
de la programmation dynamique**

Directeur de thèse : **Bruno PEUPORTIER**

Co-encadrement de la thèse : **Stéphane THIERS**

**Jury**

**M. Étienne WURTZ**, Directeur de recherche CNRS, LEB, CEA, INES

**M. Frédéric WURTZ**, Directeur de recherche CNRS, G2ELab, Grenoble-INP/ENSE3

**M. Laurent MORA**, Maître de Conférences, I2M, Université de Bordeaux

**M. Nicolas PETIT**, Professeur, CAS, MINES ParisTech

**M. Maxime TROCME**, Docteur, Responsable environnement et scientifique, VINCI

**M. Bruno PEUPORTIER**, Maître de Recherche, CES, MINES ParisTech

Rapporteur

Rapporteur

Examineur

Président

Examineur

Directeur



*Mais le moment ne viendrait-il pas où toute leur science serait mise en défaut ? Ils étaient seuls sur cette île. Or, les hommes se complètent par l'état de société, ils sont nécessaires les uns aux autres. Cyrus Smith le savait bien, et quelquefois il se demandait si quelque circonstance ne se produirait pas, qu'ils seraient impuissants à surmonter !*

**Jules Verne, L'île Mystérieuse, 1874**

---



# Remerciements

Trois ans c'est à la fois long et court. Se lancer dans une thèse, c'est s'engager sur un sujet, un thème, une idée pendant trois ans. Certes il n'y a pas que la thèse pendant les trois ans, mais également des projets, de l'enseignement, des réunions d'équipe pour diversifier le travail. Mais trois ans sur un même sujet ça aurait pu être long, ça ne l'a jamais été. Et je le dois à de nombreuses personnes. Tout d'abord à mon directeur de thèse, Bruno Peuportier, qui a bien voulu m'accepter dans son équipe. J'ai beaucoup appris pendant cette période, pas seulement sur le bâtiment mais également sur la recherche et l'enseignement, et en grande partie grâce à Bruno. C'est aussi grâce à cette équipe de gauchistes comme la qualifie Chakib. C'est grâce à Stéphane qui m'aura initié dans le monde parfois chaotique du code de COMFIE et qui pendant quelques temps aura été le courageux premier relecteur de mes rapports. C'est grâce à Fabio qui s'est embarqué dans une thèse en même temps que moi et qui m'a expliqué beaucoup de chose sur le bâtiment, COMFIE et le babyfoot. C'est grâce à Miss Croux, toujours enthousiaste sur les analyses de cycle de vie, toujours prête à répondre à mes questions sur un sujet que je ne métriais pas complètement. Il est donc possible de donner des cours sans être un expert. C'est grâce à Eric, qui m'a avant tout appris à imiter un Karateka. A Alain l'homme qui faisait des étirements dans son bureau. A tous les stagiaires, ceux qui arrivaient à deviner les signes du Zodiaque, mais surtout aux autres. A Pierre, qui n'a jamais pu apprécier à sa juste valeur le RER B. A Michael qui est l'exception qui confirme la règle. A Gregory, celui qui découvre tout avant tout le monde, depuis C2C jusqu'aux thèses farfelues sur le maximum d'entropie de l'Univers. Mais surtout celui qui a institutionnalisé la bière du vendredi soir au Pantalon. A Maxime, à qui je souhaite bon courage pour reprendre mon travail et mon code. A Hachem, qui a eu le temps de vivre une révolution depuis Palaiseau. A Josselin et Patrick que je n'ai pu voir beaucoup à cause de Palaiseau. Bref, c'est avant tout grâce à tous les membres de l'équipe ETB, nouveaux, anciens, farfelus ou sérieux, chevelus, roux ou pas, avec ou sans bonnets, bio, fan du zap de spion, etc.

Palaiseau, Palaiseau, Palaiseau, une ville qui m'a fait aimer Paris. On y trouve un centre de recherche rempli de personnes sympathiques. Je voudrais tout particulièrement remercier Joelle, Roccio, Philomène et Philippe qui m'auront bien aidé dans ces méandres que peuvent être l'administration et l'informatique pour un doctorant. L'avantage du monde de la recherche, c'est que pour avancer il faut partager. On rencontre donc beaucoup de monde en dehors de son laboratoire pendant ces trois années. Des fois celles-ci ne sont pas très éloignées, comme les membres du Centre Automatique et Systèmes. Centre dont les doctorants sont au moins aussi forts en math qu'en babyfoot, c'est à se demander s'il n'y a pas une corrélation. J'aimerais remercier Nicolas Petit qui a accepté d'être président de mon jury et François Chapelais qui a commencé à me faire découvrir ce qu'il y a derrière des mots comme automatique, Lagrangien et Hamiltonien. Je ne peux pas remercier nommément toutes les personnes que j'ai pu rencontrer grâce à la Chaire ParisTech – Vinci et au

projet SIMINTHEC car ça serait trop long. Mais je tiens à remercier spécialement Frédéric Wurtz, Etienne Wurtz, Laurent Mora et Maxime Trocme qui ont tous accepté d'évaluer ce travail de thèse et d'être membre de mon jury. Cela fait finalement beaucoup de monde à remercier, peut être parce qu'une thèse c'est un travail personnel mais jamais solitaire.

Finalement si ces trois années ont été très courtes, c'est également grâce à Paris peut être. Avant de venir dans cette ville, tout le monde se demande ce qu'il y trouvera. J'y ai trouvé un grand incompris, le RER B, une grande illuminée, la tour Eiffel et une grande vie de Sénateur, dans le jardin du Luxembourg. Mais également beaucoup de choses plus animées. Les concerts, de Mustang en autres, les séances de Floorball suivies de leurs bières, la cité universitaire, les retours de soirée en Taxi. Même cela, le taxi, je m'y étais habitué. Le vélib qui roule difficilement est aussi un ami fidèle de la vie Parisienne. Pendant ces trois années, j'ai également vécu dans trois appartements, avec trois colocs différents, des couchsurfers inconnus du monde entier, et encore plus de personnes qu'on connaissait très bien mais qui ont tout autant squatté le canapé. Quatre d'entre eux sont restés dans cette ville, Cindy, Johan, Noémie et Vincent. Les trois premiers, accompagnés de Flora et Piotr resteront toujours pour moi, des amis d'ici, de Paris, des amis ne voulant pas me laisser gagner au Trivial Pursuit. Il y a aussi Vincent, qui est resté 5 mois sur le canapé, qui a été un partenaire de coinche et de jeux de société avec Clément, que j'ai réussi à convertir à Battlestar Gallactica, et qui, surtout, m'a accompagné dans les bars de la butte aux cailles pour voir les défaites de l'OL. On a été courageux, bêtes mais courageux. A Paris, j'ai rencontré beaucoup de monde, mais j'ai surtout continué ma vie avec Cyrielle. Alors je tiens à vous remercier tous, Cyrielle, Paris et tous ceux qui m'ont accompagnés, pour ces trois très belles années passées ensemble.

Avant Paris, il y a eu Mâcon, Bourg-en-Bresse, Grenoble, Glasgow et Nevers. Après Paris, il y aura Toulouse. Je tiens donc à remercier tous ceux qui ont été là pour moi, avant et pendant ma thèse, même s'ils étaient loin de moi. Tout d'abord mes parents, qui m'ont toujours soutenu pendant toutes mes études, qui ont veillé à ce que tout se déroule bien, et sans qui je n'en saurais pas là, avec un diplôme supplémentaire. Ma sœur, Delphine, avec qui on a fait un concours pour savoir lequel ferait des études les plus longues. Toute ma famille, et mes tantes qui ont toutes fait le déplacement pour ma soutenance. Les parents de Cyrielle, Josiane et Louis, et toute leur famille qui m'ont accueilli chez eux. Et Alain et Danièle Sève qui ont toujours fait les voyages à Paris pour qu'on découvre la ville tous ensembles.

Grâce à vous tous, j'ai passé trois merveilleuses années, grâce à vous tous, je ne regrette rien.

*Enfin, j'aimerais dédier cette thèse à Henri et Louis, et mes courageuses grands-mères.*







# *Introduction*

Le secteur du bâtiment représente en France 43% de la consommation d'énergie finale en 2008 [CHIFF 09]. Ce secteur est responsable de l'émission de 387 Mt de CO<sub>2</sub> en plus de nombreux autres polluants. Une réduction de la consommation énergétique globale en France ne peut se faire sans un travail important sur le secteur du bâtiment. Plusieurs solutions sont disponibles pour réduire et/ou maîtriser la consommation énergétique des bâtiments en France.

Les analyses de cycle de vie ont montré l'importance de la phase d'utilisation dans le bilan énergétique d'un bâtiment par rapport aux phases de constructions et de fin de vie ([POLS 96]). Pour maîtriser la consommation énergétique du bâtiment pendant cette phase, une méthode consiste à agir sur son enveloppe lors de sa construction ou de sa rénovation [TROC 09]. C'est l'objectif principal des réglementations thermiques qui visent à fixer un seuil maximum de besoins annuels en énergie primaire de 50 kWh/m<sup>2</sup> modulable en fonction du type de bâtiment et de sa localisation [RT 2012], ou de labels comme la construction passive.

Mais, la consommation d'énergie pendant la phase d'utilisation du bâtiment peut aussi être réduite grâce à la mise en place de stratégies de gestion énergétique. Le travail de thèse se situe dans ce contexte : minimiser ou maîtriser la consommation énergétique des bâtiments en phase d'utilisation et améliorer le confort des occupants grâce à des stratégies de gestion énergétique appropriées.

Les bâtiments, qui sont de plus en plus isolés, sont sensibles aux variations climatiques et aux comportements des occupants. Pour réagir à ces changements en assurant un confort satisfaisant, ils ont besoin d'un dispositif de régulation très réactif. D'autre part, une partie importante du parc de bâtiments est chauffé à l'électricité, ce qui induit un problème de gestion de la pointe électrique en France entre 17 h et 21 h en hiver [POIG 10].

Afin de satisfaire des exigences élevées de confort, d'économie d'énergie et d'effacement de la pointe électrique, la gestion énergétique des bâtiments basse consommation (BBC) doit ainsi être affinée. Une gestion anticipative du bâtiment est proposée dans cet objectif. Pour cela, une prévision des conditions climatiques locales et d'occupation doit permettre de gérer à chaque moment de la journée les équipements du bâtiment.

Trois modèles sont donc nécessaires :

- ✓ un modèle thermique dynamique du bâtiment,
- ✓ un modèle de prévision météorologique locale,
- ✓ un modèle d'occupation du bâtiment.

Les modèles de météorologie locale et d'occupation du bâtiment fournissent les données nécessaires pour les calculs de températures intérieures et de consommations énergétiques du bâtiment pour le chauffage.

Il faut en plus être capable de modéliser les systèmes du bâtiment qui vont être pilotés et leur interaction avec l'enveloppe. Le cas du pilotage des ouvrants (fenêtres, portes) nécessite une modélisation de la ventilation naturelle au sein du bâtiment.

Enfin, toute régulation a un objectif précis prédéfini, par exemple dans le cadre du bâtiment on peut penser à la réduction de la consommation énergétique sur la journée ou sur la période de pointe du bâtiment, ou à la réduction des émissions de CO<sub>2</sub>. Un autre objectif important est l'amélioration du confort de l'occupant. Il est ainsi nécessaire de définir cette notion finalement assez floue du confort, qui peut être tout autant thermique, acoustique que visuel voir même concerner la santé des occupants. C'est dans ce contexte que les enjeux scientifiques de la thèse sont énoncés.

### **OBJECTIFS SCIENTIFIQUES DE LA THÈSE**

La grande majorité des études menées jusque-là en régulation énergétique du bâtiment s'appliquent à un seul système, une seule zone thermique du bâtiment [NYGA 90], [BAUE 98]. Or la plupart des bâtiments comportent des locaux à différentes températures, une modélisation multizone est alors nécessaire. En second lieu, les stratégies de gestion sont souvent élaborées sur la base d'optimisation mono-critère [LE 08], une approche *multicritères* de l'optimisation dynamique est alors un enjeu scientifique important. Plusieurs approches peuvent être étudiées, soit intégrer les critères dans une seule fonction objectif par un jeu de pondération, soit conserver plusieurs critères dans une fonction objectif et obtenir un front de Pareto. Jusque-là, les commandes ont toujours été uniques, elles se résument au système de chauffage **ou** de ventilation. Une approche multi-commande est considérée dans cette thèse avec un pilotage des stores et de la ventilation forcée en même temps. De nombreuses études ont été menées jusque là pour caractériser la ventilation naturelle dans les bâtiments ([ALLA 98], [HENS 91], [MORA 03]). Nous nous proposons dans cette thèse d'utiliser un modèle aérodynamique couplé à un modèle thermique pour étudier la régulation de la température dans un bâtiment grâce au pilotage des ouvertures (rafraîchissement par ventilation naturelle).

Enfin, nous allons voir s'il est possible d'améliorer le modèle de prévision météorologique locale, en augmentant son horizon de prévision à 12 h ou 24 h (à comparer à l'horizon de 6 h de [BAUE 98]) afin de permettre une optimisation dynamique sur une période de temps plus longue, ce qui permet de profiter d'avantage de la gestion anticipative.

Les objectifs de la thèse s'inscrivent dans ce cadre d'étude. Il s'agit de développer une méthode visant à déterminer la série de commande optimale à effectuer à chaque pas de temps dans le cadre d'un modèle pouvant être multi-système et d'une optimisation potentiellement multi-commande. Le critère objectif d'optimisation dépend du cas d'application :

- ✓ commande du chauffage pour la *réduction du pic de consommation électrique* en hiver tout en maintenant le confort, ou pour la réduction des émissions de CO<sub>2</sub>,

- ✓ commande de la ventilation forcée et des stores pour la *maximisation du confort* en été,
- ✓ commande de la ventilation naturelle pour la *maximisation du confort* en été.

Il est ensuite possible de comparer les résultats obtenus avec ceux d'une régulation de référence, n'anticipant pas les sollicitations à venir pour le bâtiment.

## **MÉTHODOLOGIE**

Un modèle thermique dynamique du bâtiment prenant en compte l'inertie de manière détaillée ([PEUP 90]), mais réduit pour diminuer le temps de calcul, a été choisi pour cette étude. Pour son fonctionnement, des données météorologiques et d'occupation du bâtiment sont nécessaires. Dans un premier temps, les données météorologiques sont représentatives de la période et du lieu où se situe le bâtiment (TRY : Test Reference Year). Dans le dernier chapitre de ce manuscrit de thèse, des modèles de prévision météorologique sont développés. Le modèle d'occupation est lui défini de manière très conventionnelle, en considérant une occupation standard d'un bâtiment destiné au logement d'une famille de quatre personnes. Dans le cas particulier où la commande est un ensemble d'ouvertures du bâtiment, un composant de modélisation de la ventilation naturelle a été comparé à des mesures avant d'être utilisé pour étudier une régulation énergétique du bâtiment. Enfin la question du confort thermique est également abordée vu qu'elle constitue souvent un des objectifs d'une régulation énergétique du bâtiment. Ces éléments constituent le premier chapitre de ce mémoire.

Ensuite, le modèle thermique dynamique est intégré dans un algorithme d'optimisation dynamique. Parmi les différents algorithmes de ce type, celui retenu est la programmation dynamique, élaboré par R. Bellman [BELL 57]. Le système étudié est décrit intégralement par une variable d'état *discrétisée* à un instant donné  $t$ . Cette variable peut être soumise à des contraintes. La programmation dynamique considère tous les états accessibles à chaque pas de temps de l'optimisation, en balayant l'ensemble de l'espace des états situés dans l'intervalle de contrainte. Ainsi un ensemble de commandes obtenu par cette optimisation est forcément un maximum ou minimum global, dans le cadre de la discrétisation choisie. L'intégration de l'algorithme d'optimisation se fait tout d'abord sur un modèle thermique mono-zone puis est généralisée à un modèle thermique multizone. Un état de l'art des différents algorithmes pour mettre en place des régulations énergétiques de bâtiment et l'application de la programmation dynamique constituent le deuxième chapitre de ce mémoire. L'algorithme de la programmation dynamique demande des capacités de calculs importantes, tous les calculs effectués durant ce travail sont effectués avec un ordinateur comprenant 8 Go de mémoire vive et un processeur cadencé à 2,8 Ghz.

La régulation énergétique d'un bâtiment est étudiée dans plusieurs cas d'études. Le troisième chapitre aborde le cas d'une période hivernale. Dans un premier temps une validation de l'algorithme d'optimisation est effectuée sur un modèle thermique monozone. Une étude

paramétrique est menée pour connaître l'influence des paramètres d'optimisation sur la régulation énergétique du bâtiment obtenue. Dans un second temps, une semaine très froide est utilisée pour se placer dans les conditions les plus défavorables possibles, l'objectif principal est alors l'effacement de la consommation énergétique de pointe d'un bâtiment basse consommation. Une deuxième fonction objectif est également étudiée avec la diminution des émissions de CO<sub>2</sub> du système de chauffage du bâtiment. L'algorithme d'optimisation est ensuite adapté pour fonctionner avec un modèle thermique bizona, les résultats obtenus sont alors comparés à ceux d'une régulation énergétique sur un modèle thermique monozone. Dans un dernier temps, l'influence de la masse thermique du bâtiment et de son isolation sur les régulations obtenues est étudiée.

Le quatrième chapitre s'intéresse à un deuxième cas d'étude dans le cadre d'une régulation du confort thermique dans une période estivale. Dans ce cas les commandes peuvent être la ventilation forcée ou les stores ou les deux à la fois dans le cas d'une régulation multi-commande. Une optimisation multicritère est également menée pour améliorer le confort thermique dans le bâtiment tout en limitant l'utilisation de la ventilation forcée. Les données climatiques considérées dans ce cas d'étude sont très défavorables pour maintenir le confort thermique dans le bâtiment. Une troisième voie est donc étudiée avec le pilotage des ouvertures (fenêtres) pour profiter de la ventilation naturelle dont les débits sont importants. Nous nous intéressons enfin à un bâtiment passif construit par *Vélux* pour lequel le composant de ventilation naturelle a été testé et comparé à des mesures in-situ afin de contribuer à valider le modèle aéraulique utilisé. Une régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique est ensuite comparée à la régulation mise en place dans le bâtiment.

Les données météorologiques utilisées jusque là étaient des données connues à l'avance, une année type résultant d'une analyse sur 20 années réelles. Nous avons ensuite mis en place un modèle de prévision météorologique locale ayant pour objectif de prédire à un horizon de 3 h, 12 h ou 24 h les valeurs de la température extérieure et du rayonnement solaire global horizontal. Ces deux variables sont nécessaires au fonctionnement du modèle de simulation thermique dynamique du bâtiment. Deux méthodes sont étudiées pour mettre en place ce modèle prédictif : les chaînes de Markov et les réseaux de neurones artificiels. A partir des prévisions météorologiques effectuées sur une période d'une journée, deux régulations issue d'une optimisation par la programmation dynamique sont comparées. La première régulation est basée sur les données météorologiques prédites, la deuxième est basée sur les données que le modèle météorologique devait prédire. Ainsi l'importance des données météorologiques pour l'étude d'une régulation énergétique d'un bâtiment est discutée sur un cas d'étude.



# ***Sommaire***



## **CHAPITRE I PRÉSENTATION DES DIFFÉRENTS MODÈLES UTILISÉS..... 19**

<b>1. INTRODUCTION .....</b>	<b>21</b>
<b>2. MODÉLISATION THERMO-AÉRAULIQUE DU BÂTIMENT .....</b>	<b>22</b>
2.1. MODÉLISATION THERMIQUE DYNAMIQUE DU BÂTIMENT.....	22
2.2. MODÉLISATION DES TRANSFERTS AÉRAULIQUES DANS LE BÂTIMENT.....	25
<b>3. MODÉLISATION DU CLIMAT .....</b>	<b>32</b>
<b>4. MODÉLISATION DE L'OCCUPATION .....</b>	<b>34</b>
4.1. LES APPORTS INTERNES .....	34
4.2. CONFORT THERMIQUE DES HABITANTS .....	36
<b>5. MODÉLISATION DES SYSTÈMES DU BÂTIMENT.....</b>	<b>49</b>
<b>6. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE .....</b>	<b>51</b>

## **CHAPITRE II RÉGULATION ET COMMANDE OPTIMALE..... 53**

<b>1. LA RÉGULATION ÉNERGÉTIQUE DES BÂTIMENTS.....</b>	<b>55</b>
<b>2. ALGORITHMES D'OPTIMISATION POUR LA MISE EN PLACE D'UNE RÉGULATION PRÉDICTIVE.....</b>	<b>56</b>
2.1. INTRODUCTION.....	56
2.2. LES RÉGULATIONS SANS MODÈLES DU BÂTIMENT .....	57
2.3. DÉFINITION DU PROBLÈME SUIVANT LE MODÈLE THERMIQUE.....	58
2.4. LES ALGORITHMES D'OPTIMISATION CONTINUE .....	59
2.5. LES ALGORITHMES D'OPTIMISATION COMBINATOIRE .....	60
<b>3. LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE APPLIQUÉE À LA GESTION ÉNERGÉTIQUE DU BÂTIMENT.....</b>	<b>77</b>
3.1. DÉFINITION DE LA VARIABLE D'ÉTAT .....	77
3.2. RELATION ENTRE L'ÉNERGIE $E$ ET LA COMMANDE UTILISÉE.....	78
3.3. SENS TEMPOREL DE LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE .....	80
<b>4. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE .....</b>	<b>81</b>

## **CHAPITRE III STRATÉGIES DE GESTION ÉNERGÉTIQUE D'UN BÂTIMENT PENDANT UNE PÉRIODE HIVERNALE 83**

<b>1. CADRE DE L'ÉTUDE .....</b>	<b>86</b>
1.1. CALCUL DE LA COMMANDE DE CHAUFFAGE.....	87
1.2. PRÉSENTATION DU BÂTIMENT ÉTUDIÉ .....	88
1.3. PARAMÈTRES DE L'OPTIMISATION .....	91
<b>2. VALIDATION SUR UN CAS DE RÉFÉRENCE MONOZONE .....</b>	<b>92</b>
2.1. RÉSUMÉ DES PARAMÈTRES D'OPTIMISATION.....	93
2.2. RÉSULTATS POUR UNE SEMAINE D'OPTIMISATION PAR LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE.....	94
2.3. COMPARAISON AVEC UNE RÉGULATION CLASSIQUE .....	96

2.4.	DISCUSSIONS SUR LES RÉSULTATS OBTENUS .....	97
2.5.	CONCLUSION.....	103
<b>3.</b>	<b>EFFACEMENT DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ PENDANT LA PÉRIODE DE POINTE.....</b>	<b>103</b>
3.1.	LA POINTE DE CONSOMMATION ÉLECTRIQUE EN FRANCE .....	103
3.2.	PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION.....	105
3.3.	RÉSULTATS D'OPTIMISATION POUR UNE SEMAINE .....	106
3.4.	ENCHAÎNEMENT D'OPTIMISATIONS D'UNE JOURNÉE.....	109
3.5.	RÉGULATION SUR UNE PÉRIODE LONGUE DE 3 MOIS.....	110
3.6.	EFFACEMENT DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ SELON LES ÉMISSIONS DE CO <sub>2</sub> .....	112
<b>4.</b>	<b>OPTIMISATION SUR UN MODÈLE THERMIQUE BIZONE .....</b>	<b>119</b>
4.1.	MODÈLE THERMIQUE ET PARAMÈTRES D'OPTIMISATION .....	119
4.2.	RÉSULTATS D'OPTIMISATION .....	121
4.3.	COMPARAISON AUX RÉSULTATS D'UNE OPTIMISATION SUR UN MODÈLE THERMIQUE MONOZONE .....	123
<b>5.</b>	<b>INFLUENCE DE L'INERTIE ET DU NIVEAU D'ISOLATION .....</b>	<b>126</b>
5.1.	INFLUENCE DE L'INERTIE .....	126
5.2.	INFLUENCE DE L'ISOLATION DU BÂTIMENT .....	131
<b>6.</b>	<b>RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE .....</b>	<b>134</b>

## **CHAPITRE IV STRATÉGIES DE GESTION ÉNERGÉTIQUE D'UN BÂTIMENT PENDANT UNE PÉRIODE ESTIVALE 137**

<b>1.</b>	<b>COMMANDE DE LA VENTILATION FORCÉE .....</b>	<b>140</b>
1.1.	PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION.....	141
1.2.	RÉSULTATS D'OPTIMISATION AVEC UN CONFORT « STANDARD » .....	149
1.3.	RÉSULTATS D'OPTIMISATION AVEC UN CONFORT ADAPTATIF.....	153
1.4.	OPTIMISATION MULTICRITÈRE .....	156
1.5.	COMPARAISON AVEC UNE RÉGULATION SIMPLIFIÉE .....	160
1.6.	CONCLUSION.....	163
<b>2.</b>	<b>COMMANDE DES STORES .....</b>	<b>163</b>
2.1.	PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION.....	164
2.2.	RÉGULATION DE L'OUVERTURE DES VOLETS EN PÉRIODE ESTIVALE POUR LE MAINTIEN DU CONFORT THERMIQUE .. .....	167
<b>3.</b>	<b>DOUBLE COMMANDE : STORES ET VENTILATION FORCÉE .....</b>	<b>170</b>
<b>4.</b>	<b>COMMANDE DE LA VENTILATION NATURELLE.....</b>	<b>174</b>
4.1.	DESCRIPTION ET MODÉLISATION DU CAS D'ÉTUDE.....	175
4.2.	RÉSULTATS D'OPTIMISATION.....	178
4.3.	OPTIMISATION BIZONE.....	181
<b>5.</b>	<b>COMPARAISON AVEC UNE EXPÉRIENCE SUR SITE.....</b>	<b>184</b>
5.1.	DESCRIPTION DE LA MAISON ÉTUDIÉE .....	184

5.2.	MODÈLE THERMIQUE ET AÉRAULIQUE DU BÂTIMENT .....	185
5.3.	RÉSULTATS DU MODÈLE AÉRAULIQUE .....	192
5.4.	MESURES SUR SITE ET PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION .....	200
5.5.	RÉSULTATS D'OPTIMISATION ET COMPARAISON AUX MESURES.....	202
<b>6.</b>	<b>RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE .....</b>	<b>204</b>

## **CHAPITRE V    MODÉLISATION DU CLIMAT LOCAL.....207**

<b>1.</b>	<b>MODÉLISATION DE LA MÉTÉOROLOGIE LOCALE .....</b>	<b>209</b>
1.1.	DÉFINITION ET CARACTÉRISATION DES SÉRIES TEMPORELLES .....	209
1.2.	CHOIX DES VARIABLES CLIMATIQUES À MODÉLISER.....	211
1.3.	LES DIFFÉRENTS MODÈLES DE PRÉVISION MÉTÉOROLOGIQUE.....	211
1.4.	CARACTÉRISATION DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE MODÉLISATION DE LA MÉTÉOROLOGIE.....	214
<b>2.</b>	<b>APPLICATION À LA MODÉLISATION DES DONNÉES CLIMATIQUES LOCALES.....</b>	<b>223</b>
2.1.	MESURE DE LA QUALITÉ DE LA PRÉVISION .....	224
2.2.	ÉTUDE DE SENSIBILITÉ .....	225
2.3.	TRAITEMENT DES VARIABLES D'ENTRÉES POUR LES CHAÎNES DE MARKOV.....	230
2.4.	MISE EN PLACE DES MODÈLES DE L'ÉVOLUTION DE LA TEMPÉRATURE .....	236
2.5.	MISE EN PLACE DES MODÈLES DE L'ÉVOLUTION DU RAYONNEMENT SOLAIRE.....	246
<b>3.</b>	<b>INFLUENCE DE LA PRÉVISION DE LA MÉTÉOROLOGIE SUR LES RÉSULTATS DE L'OPTIMISATION PAR LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE .....</b>	<b>252</b>
3.1.	MISE EN PLACE DU FICHIER DES DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES .....	252
3.2.	COMPARAISONS DES RÉGULATIONS SUIVANT LES DONNÉES CLIMATIQUES UTILISÉES.....	254
<b>4.</b>	<b>RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE .....</b>	<b>257</b>

***Chapitre I    Présentation des différents  
modèles utilisés***

---

<b>1. INTRODUCTION</b>	<b>21</b>
<b>2. MODÉLISATION THERMO-AÉRAULIQUE DU BÂTIMENT</b>	<b>22</b>
2.1. MODÉLISATION THERMIQUE DYNAMIQUE DU BÂTIMENT	22
2.1.1. RAPIDE REVUE DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE MODÉLISATION THERMIQUE	22
2.1.2. LA MODÉLISATION THERMIQUE DYNAMIQUE PAR PLÉIADES+COMFIE	23
2.2. MODÉLISATION DES TRANSFERTS AÉRAULIQUES DANS LE BÂTIMENT	25
1.1. LES DIFFÉRENTS MODÈLES DE TRANSFERT AÉRAULIQUE DANS LE BÂTIMENT	25
2.2.1. MODÉLISATION « MULTIZONES » DES ÉCHANGES AÉRAULIQUES [TROC 09]	27
<b>3. MODÉLISATION DU CLIMAT</b>	<b>32</b>
<b>4. MODÉLISATION DE L'OCCUPATION</b>	<b>34</b>
4.1. LES APPORTS INTERNES	34
4.2. CONFORT THERMIQUE DES HABITANTS	36
4.2.1. LE CONFORT THERMO-PHYSIOLOGIQUE	36
4.2.2. LA THERMORÉGULATION PHYSIOLOGIQUE [THEL 09]	38
4.2.3. L'APPROCHE ADAPTATIVE	39
4.2.4. QUELS CRITÈRES DE CONFORT UTILISER ?	44
4.2.5. CONCLUSION	49
<b>5. MODÉLISATION DES SYSTÈMES DU BÂTIMENT</b>	<b>49</b>
<b>6. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE</b>	<b>51</b>

# 1. INTRODUCTION

L'objectif de la thèse est d'étudier des stratégies de gestion d'un bâtiment répondant à certains critères (commande optimale). La stratégie optimale identifiée par cette étude théorique pourrait servir ensuite de référence pour un régulateur en temps réel du bâtiment (commande prédictive) qui ne bénéficie pas des mêmes ressources informatiques (processeur moins sophistiqué, temps de calcul réduits). La commande optimale est donc une étude théorique faisant appel à des modèles :

- ✓ du bâtiment, son enveloppe et ses systèmes,
- ✓ du climat local,
- ✓ d'occupation.

Le modèle thermique du bâtiment doit être suffisamment proche de la réalité pour que lors de l'application de la régulation optimale, le confort thermique ne soit pas dégradé et les résultats escomptés par la régulation soient obtenus ou suffisamment approchés. Le comportement du bâtiment doit également être rapide à simuler afin de réduire les temps d'optimisation, celle-ci faisant de multiples appels au modèle du bâtiment.

Le modèle thermique du bâtiment requiert des données météorologiques, tout particulièrement la température et le rayonnement global horizontal. Dans le cadre de la commande optimale, on se place dans un premier temps dans un cas idéal où le climat est connu parfaitement à l'avance. On s'appuie donc sur des données moyennes ou représentatives de la période et du lieu issues de données TRY (Test Reference Year) [LUND 85]. Dans un deuxième temps nous essayons d'anticiper le climat local grâce à un modèle météorologique. Le développement et l'application de ce modèle sont le sujet du dernier chapitre.

Les autres données à fournir au modèle thermique dynamique du bâtiment sont l'occupation du bâtiment et les puissances internes issues des équipements du bâtiment. De nombreuses recherches sont réalisées sur ce thème très complexe, comme par exemple les travaux de [BOUR 05] ou [HALD 11]. Les nombreuses incertitudes sur le domaine nous ont conduits à prendre en compte une modélisation simple d'occupation du bâtiment.

Les systèmes d'un bâtiment sur lesquels va agir la régulation sont également modélisés. Certains d'entre eux (chauffage, ventilation mécanique, etc.) sont directement intégrés dans le modèle thermique dynamique du bâtiment. Dans ce cas seuls certaines données de modélisation et hypothèses sont rappelées. Le modèle thermo-aéraulique de l'enveloppe du bâtiment est présenté car les ouvrants extérieurs (fenêtres, portes) sont pilotables.

Pour finir, un des objectifs d'une gestion énergétique de bâtiment peut être l'amélioration du confort des occupants. La notion de confort est assez difficile à définir. En effet, en plus du confort thermique qu'il est possible de prendre en compte de nombreuses façon différentes, on peut également s'intéresser au confort visuel, olfactif, ou même à la santé des occupants. Un bref rappel

des différentes possibilités d'évaluation du confort est donc réalisé afin de définir l'utilisation de cette notion par la suite.

## 2. MODÉLISATION THERMO-AÉRAULIQUE DU BÂTIMENT

### 2.1. Modélisation thermique dynamique du bâtiment

#### 2.1.1. *Rapide revue des différentes méthodes de modélisation thermique*

Comme expliqué lors de l'introduction de ce chapitre, on recherche un modèle thermique dynamique du bâtiment précis mais suffisamment rapide pour limiter les durées d'optimisation. Il existe de nombreux logiciels de modélisation thermique dynamique du bâtiment. Parmi les plus utilisés, on peut retenir *TRNSYS* [ASCH 09] ou *Energy Plus* [ENER 11], qui permettent des modélisations thermiques multizones en utilisant des fonctions de transfert pour représenter les parois. Le logiciel Pléïades+COMFIE permet également la modélisation thermique des bâtiments multizones. Il utilise en plus une réduction modale du modèle pour réduire les temps de simulation. Les résultats de ces trois logiciels sont semblables comme le montre [BRUN 09].

Il est également possible d'utiliser des méthodes d'identification paramétrique pour obtenir des modèles simples du bâtiment de second ordre comme par exemple [MALI 10]. Ces modèles réduits peuvent être également intéressants dans le cadre de la régulation énergétique du bâtiment, notamment la méthode « time-scaled ».

Il existe enfin des modèles du premier ordre, parmi eux on retiendra principalement les modèles réglementaires TH-C-E et TH-C-E-x. Ce sont les modèles les plus simples, mais ils ne sont pas adaptés à un suivi dynamique précis du bâtiment.

Afin de garantir une bonne prise en compte de toutes les dynamiques longues et courtes du bâtiment, les modèles ayant plusieurs constantes de temps sont retenus (trois ou plus). Pléïades+COMFIE permet la réduction des modèles et donc des simulations rapides même sur des bâtiments multizones. De plus, il est possible de faire varier l'ordre de réduction du modèle. Dix constantes de temps sont gardées de base, ce nombre peut être diminué pour accélérer les optimisations ou augmenter pour en améliorer la précision. La modélisation thermique dynamique du bâtiment retenue est donc celle de ce modèle, il est maintenant présenté plus en détail.

### 2.1.2. La modélisation thermique dynamique par Pléiades+COMFIE

Le modèle thermique du bâtiment est divisé en zones de températures homogènes. Pour chacune de ces zones, chaque mur est également divisé en mailles suffisamment fines pour avoir une température homogène. Il existe en plus une maille pour la température de l'air et du mobilier de la zone. Un bilan thermique est ensuite appliqué sur chaque maille du bâtiment ainsi modélisé, il prend la forme suivante :

$$C_{maille} \dot{T}_{maille} = Gains - Pertes \quad 1.2.1$$

avec

$C_{maille}$  la capacité thermique de la maille [J/°C]

$T_{maille}$  la température de la maille [°C]

$Gains, Pertes$  les transferts thermiques par conduction, rayonnement et convection mais aussi les possibles gains internes et équipements [J]

Dans le cas d'un débit d'air variable par convection forcée entre deux zones ou avec l'extérieure, une valeur moyenne est introduite dans le système d'équations. Seules les variations autour de cette valeur moyenne sont calculées pendant la simulation du modèle thermique.

En répétant ce principe pour chaque maille de chaque zone du bâtiment et en ajoutant une équation de sortie, on obtient un système continu linéaire et invariant (les transferts variables liés par exemple aux mouvements d'air étant inclus dans les sollicitations) :

$$\begin{cases} C \dot{T}(t) = A T(t) + E U(t) \\ Y(t) = J T(t) + G U(t) \end{cases} \quad 1.2.2$$

avec

$T$  le champ discrétisé des températures [°C]

$C$  la matrice diagonale des capacités thermiques [J/°C]

$U$  le vecteur des sollicitations (comprenant les paramètres climatiques, le chauffage, etc),

$A, E, J$  et  $G$  respectivement les matrices d'état, de commande, d'observation et d'action directe,

$Y$  le vecteur des sorties (température intérieure prenant en compte l'air et la température des murs) [°C]

Afin de faciliter les notations par la suite, les vecteurs  $T(t)$ ,  $U(t)$  et  $Y(t)$  sont respectivement notés  $T$ ,  $U$  et  $Y$ .



En régime permanent on a  $\dot{T} = 0$ , dans ce cas  $T = -A^{-1} E U$ . Il est alors possible d'écrire le champ de températures de la manière suivante :

$$T = T_0 - A^{-1} E U \quad 1.2.3$$

avec  $A^{-1} E U$  la température en régime permanent et  $T_0$  la partie dynamique du champ de températures. On obtient :

$$\begin{cases} \dot{T}_0 = C^{-1} A T_0 + A^{-1} E \dot{U} \\ Y = J T_0 + (G - J A^{-1} E) U \end{cases} \quad 1.2.4$$

Afin de résoudre ce système plus facilement, il faut diagonaliser la matrice  $C^{-1}A$ . Un changement de base est effectué, la matrice de passage est appelée  $P$  :

$$T_0 = P X \quad 1.2.5$$

Le champ des températures  $T$  est ainsi transformé en un vecteur d'état  $X$ . On applique l'équation 1.2.5 à l'équation 1.2.4 :

$$\begin{cases} \dot{X} = F X + B \dot{U} \\ Y = H X + S U \end{cases} \quad 1.2.6$$

où  $F$  est une matrice diagonale dont le  $i$ ème terme est  $-1/\tau_i$ . Les constantes de temps  $\tau_i$  de chaque mode du système sont ordonnées dans  $F$  de la plus longue à la plus courte. On a notamment les relations suivantes:

- ✓  $F = P^{-1} C^{-1} A P$
- ✓  $B = P^{-1} A^{-1} E$
- ✓  $H = J P$
- ✓  $S = G - J A^{-1} E$

Le système 1.2.6 est à ordre élevé. Afin de rendre la résolution de ce système plus rapide, une réduction modale est appliquée [PEUP 90]. Le nombre de modes du système est réduit à 10. Seuls les dix modes ayant les constantes de temps les plus longues sont conservés. Les modes éliminés sont considérés comme atteignant le régime permanent à chaque pas de la simulation. Le pas doit alors être supérieur à trois fois la plus grande constante de temps éliminée. Le premier mode est donc celui qui a la plus grande constante de temps, il représente l'évolution du bâtiment de façon globale vers son régime permanent. Les modes suivants représentent des dynamiques plus rapides qui sont soit liées aux composantes légères du bâtiment comme les murs ou le plancher, ou aux sollicitations.

A la suite de la réduction, le vecteurs  $X$  et n'est donc plus que de taille 10. Les modèles de zone sont ensuite couplés [SOMM 89] et le système est intégré sur un pas de temps  $\Delta t$ . On obtient alors le système matriciel suivant :

$$\begin{cases} X_g^{n+1} = \exp(F \cdot \Delta t) \cdot X_g^n + W_g^\alpha (U_g^{n+1} - U_g^n) + W_g^\beta (Y_g^{n+1} - Y_g^n) \\ Y_g^{n+1} = MGIF \cdot X_g^n + MGIE \cdot U_g^{n+1} - MGID \cdot U_g^n + MGIC \cdot Y_g^n \end{cases} \quad 1.2.7$$

On remarque qu'une fois le système couplé, la température d'une zone contigüe devient une sollicitation pour la zone étudiée. On sépare alors les sollicitations externes au bâtiment ( $U_g$ ) des sollicitations internes ( $Y_g$ ). C'est pourquoi le vecteur des sorties ( $Y_g$ ) se retrouve sur la première équation du système 1.2.7. Ce système d'équation représente le modèle thermique dynamique aux volumes finis multizone réduit par analyse modale.

Pour simuler ce modèle, il est important de connaître l'occupation du bâtiment qui définit les émissions de chaleur par les habitants et les appareils électriques en plus des températures de thermostat souhaitée (§4). Les données météorologiques locales sont également intégrées au vecteur des sollicitations  $U$  (§3), ainsi que les variations de débit d'air, évaluées de manière itérative par un couplage thermo-aéraulique (§2.2).

## 2.2. Modélisation des transferts aérauliques dans le bâtiment

Le modèle de bâtiment décrit dans la seconde partie permet de prendre en compte de nombreux systèmes, leurs apports, qui sont exprimés en termes de puissance en W, sont intégrés dans le vecteur des sollicitations  $U$ . Parmi ces systèmes, la commande des ouvertures –c'est-à-dire les apports par ventilation naturelle- est particulièrement intéressante, car elle permet d'améliorer le confort en période estivale sans faire appel à des systèmes dits actifs comme la climatisation. La modélisation des transferts aérauliques est étudiée dans cette partie. Dans un premier temps un bref rappel des différentes options de modélisation est effectué. Ensuite, nous expliquons comment Maxime Trocmé [TROC 09] a intégré un modèle multizone de transfert aéraulique dans le modèle réduit de simulation thermique dynamique.

### 2.2.1. Les différents modèles de transfert aéraulique dans le bâtiment

Modéliser les transferts aérauliques, c'est s'intéresser à deux systèmes différents :

- ✓ les ouvertures entre pièces ou vers l'extérieur qui sont modélisées grâce à la loi de Bernoulli qui caractérise les écoulements,

- ✓ le bâtiment dans son ensemble, avec la loi de conservation de la masse qui permet d'effectuer les calculs d'échanges de masse entre les pièces et avec l'extérieur.

Il existe principalement quatre types de modélisation pour les ouvertures :

- ✓ les modèles mono-zones
- ✓ les modèles multizones
- ✓ l'approche zonale
- ✓ la CFD

De nombreux modèles mono-zones sont décrits dans le livre issu du programme ALTENER de la Commission Européenne [ALLA 98]. Ces modèles considèrent le bâtiment comme une seule zone où la température, la pression, les concentrations des polluants sont les mêmes partout dans le bâtiment. Ils permettent d'étudier le confort thermique uniquement de façon globale, et sont donc particulièrement intéressants dans le cadre de calculs réglementaires.

Pour étudier plus précisément le confort thermique et les échanges entre pièces d'un bâtiment, les modèles multizones tels que COMIS [FEUS 05], CONTAM [WALT 06] et ESP-r [HENS 91] sont intéressants. Le bâtiment est alors modélisé comme un ensemble de nœuds qui représentent chacun une zone, elles sont reliées entre elles par les connexions aérauliques. Les calculs sont résolus en appliquant la loi de conservation de la masse dans le bâtiment avec une pression unique imposée à chaque nœud. Ainsi le débit d'air entrant dans une zone est égal au débit d'air sortant de la zone. Plusieurs études ont permis de valider ces modèles en comparant les résultats à des mesures expérimentales [PERS 03].

Dans les modèles multizones, on suppose l'homogénéité des caractéristiques du fluide, c'est-à-dire que des données comme la température et la pression sont supposées identiques en tout point de la zone. Or les caractéristiques de l'air ne sont pas forcément les mêmes en tout point, tout particulièrement dans les très grandes pièces. Un des objectifs de l'approche zonale est donc de mieux caractériser le confort thermique à l'intérieur d'une zone. Pour cela, la zone est découpée en un ensemble de volumes qui ont chacun des caractéristiques homogènes (température, pression, etc.). Une approche similaire aux modèles multizones est alors appliquée sur chaque volume, en réalisant un bilan massique et énergétique et en étudiant les transferts entre ces volumes [MUSY 01].

Enfin les codes de champs ou CFD (Computational Fluid Dynamics) modélisent les mouvements d'air à une échelle plus fine. Les équations de Navier-Stokes sont résolues sur un maillage fin du fluide par la méthode des éléments finis ou des volumes finis. En plus des équations de conservation de la masse et de l'énergie, l'équation de conservation de la quantité de mouvement est également prise en compte dans cette approche [MORA 03]. Cette méthode de modélisation nécessite la connaissance de conditions aux limites généralement difficiles à établir. Les temps de résolution du calcul sont très longs, surtout pour des objets de la taille d'un bâtiment.

La régulation d'un bâtiment est souvent issue d'une optimisation, il faut alors avoir des modèles rapides à exécuter en plus d'être précis. Dans ce contexte les calculs par CFD sont beaucoup trop longs et complexes pour être retenus. Le modèle thermique dynamique du bâtiment présenté précédemment ne prend en compte qu'une seule température par zone thermique, le modèle zonal n'est donc pas adapté. Cette méthode serait plus pertinente pour l'étude de grands volumes avec une stratification de la température à l'intérieur du volume. Il reste les modèles multizones et monozones, ce dernier ne permet pas d'effectuer une étude suffisamment précise des échanges d'air à l'intérieur du bâtiment. Ce sont donc les modèles multizones qui ont été développés dans le modèle thermique dynamique du bâtiment par Maxime Trocmé [TROC 09].

### 2.2.2. Modélisation « multizones » des échanges aérauliques [TROC 09]

La modélisation des échanges aérauliques dans un cadre multizone est réalisée à partir de certaines hypothèses. Outre la conservation de la masse à l'intérieur de chaque zone, la température et la pression sont considérées uniformes dans la zone. La température, fournie par la simulation thermique, est une donnée d'entrée du problème aéraulique, elle est considérée constante pendant tout le pas de temps. La pression est la donnée inconnue qui est calculée en premier lieu, elle varie de façon hydrostatique par rapport à une pression de référence propre à chaque zone. Enfin on considère que l'air est un fluide incompressible et que les écoulements entre les zones sont permanents.

Un modèle multizone des échanges aérauliques peut prendre en compte plusieurs types d'ouvertures : grandes ouvertures (portes, fenêtres) avec plusieurs flux d'air, ouvertures de taille moyenne (petites fenêtres) avec un seul flux d'air et enfin les petites ouvertures caractérisant les infiltrations. La différence de pression de chaque côté d'une ouverture permet de calculer la valeur du débit d'air traversant celle-ci. Sous les hypothèses citées dans le paragraphe précédent, la relation de Bernoulli permet d'écrire :

$$\Delta P_{i \rightarrow j} = P_i - P_j = (P_{i,0} - \rho_i g z_i + 0.5 \rho_i V_i^2) - (P_{j,0} - \rho_j g z_j + 0.5 \rho_j V_j^2) \quad 1.2.8$$

avec

$P_i, P_j$	Pressions de chaque côté de l'ouverture dans les zones $i$ et $j$	[Pa]
$P_{i,0}, P_{j,0}$	Pressions de référence des zones $i$ et $j$	[Pa]
$z_i, z_j$	Hauteur de l'ouverture en fonction de la référence des zones $i$ et $j$	[m]
$V_i, V_j$	Vitesse de l'air de chaque côté de l'ouverture	[m.s <sup>-1</sup> ]
$\rho_i, \rho_j$	Masse volumique de l'air dans chaque zone	[kg.m <sup>-3</sup> ]

g accélération de la pesanteur [m.s<sup>-2</sup>]

Les phénomènes physiques qui provoquent une différence de pression sur une ouverture et donc les échanges aérauliques sont la pression statique issue du tirage thermique ( $P_{i,0} - \rho_i g z_i$ ) et la pression exercée par le vent ( $0.5 \rho_i V_i$ ) avec un facteur supplémentaire : le coefficient de pression  $C_p$ .

### 2.2.2.a. Le tirage thermique

Le tirage thermique est le résultat d'une variation de la pression hydrostatique qui dépend de la masse volumique de l'air et de l'altitude par rapport à un point de référence dans la zone (la plupart du temps le plancher de la pièce) :

$$P_i(z) = P_{i,0} - \rho_i g z_i \quad \text{I.2.9}$$

avec

$P_i(z)$  Pression statique dans la zone i à la hauteur z [Pa]

Une différence de température entre deux zones induit une différence de pression entre les deux côtés de l'ouverture. La seule inconnue est la masse volumique car elle dépend de la température, elle est calculée en utilisant la relation des gaz parfait pour l'air sec :

$$\rho_0 T_0 = \rho T \approx \text{Constante} \quad \text{I.2.10}$$

avec

$$\rho_0 = 1.2929 \quad \text{[kg.m}^{-3}\text{]}$$

$$T_0 = 273.45 \quad \text{[K]}$$

### 2.2.2.b. Pression exercée par le vent

L'effet du vent sur un point à la hauteur z est calculé grâce à la vitesse du vent et son orientation par rapport à la paroi ( $\theta$ ). Pour un écoulement libre, en supposant la masse volumique constante, l'équation de Bernoulli appliquée à une ligne de courant donne :

$$P_{stat} + 0.5\rho V^2 = \text{Constante} \quad \text{I.2.11}$$

La somme de la pression statique ( $P_{stat}$ ) et de la pression dynamique est constante. Si la ligne de courant rencontre un obstacle, la pression qu'elle exerce sur celui-ci est proportionnelle à la pression dynamique (mais forcément inférieure). Le coefficient de proportionnalité est appelée le coefficient de pression ( $C_p$ ). Pour un point à la hauteur z, il est calculé de la façon suivante :

$$C_p(z, \theta) = \frac{P(z) - P_{stat}(z)}{0.5\rho_0 V^2(z)} \quad \text{I.2.12}$$

Ce coefficient ne peut pas dépasser la valeur de 1, car la pression exercée par le vent ne peut être supérieure à la pression dynamique. L'effet du vent sur l'enveloppe du bâtiment pour un point à la hauteur  $z$  se calcule alors de la façon suivante :

$$P_v(z) = C_p(z, \theta) \frac{\rho_0 V^2(z)}{2} \quad \text{I.2.13}$$

### 2.2.2.c. Modèle de connexion aéraulique mono-flux

Le modèle utilisé est une loi de puissance :

$$\dot{m}_{i \rightarrow j} = C_d S \left( \frac{2|\Delta P|}{\rho} \right)^n \quad \text{I.2.14}$$

avec

$\dot{m}_{i \rightarrow j}$	Débit de la zone $i$ à la zone $j$	[kg/s]
$S$	Surface de l'ouverture	[m <sup>2</sup> ]
$C_d$	Coefficient de décharge	[m <sup>-2-3n</sup> .s <sup>-1</sup> .kg <sup>n+1</sup> .Pa <sup>-n</sup> ]
$n$	Exposant caractérisant l'écoulement	

Si la valeur de  $n$  est proche de 0.5 alors l'écoulement est turbulent, si elle est proche de 1, l'écoulement est laminaire. Le coefficient de décharge  $C_d$  est fonction des caractéristiques géométriques de l'ouverture.

Dans le cadre d'une grande ouverture avec plusieurs flux d'air passant à travers l'ouverture, le modèle de CONTAM est appliqué [WALT 06]. Seuls des modèles mono-flux sont utilisés dans cette thèse.

### 2.2.2.d. Calcul des débits de ventilation et des apports

En appliquant le théorème de conservation de la masse pour chaque zone, on obtient :

$$\sum_{i,j} \dot{m}_{i \rightarrow j} = 0 \quad \text{I.2.15}$$

L'objectif est de résoudre l'équation I.2.15, le vecteur que l'on cherche à identifier est celui des pressions de chaque zone  $P = \{P_1, P_2, \dots, P_{n_z}\}$  avec  $n_z$  le nombre de zones.

La méthode de Newton-Raphson est utilisée pour résoudre le problème avec pour conditions limites la pression exercée sur l'enveloppe du bâtiment. Chaque débit massique  $\dot{m}_{i \rightarrow j}$  dépend de la différence de pression entre les deux zones au niveau de l'ouverture, on écrit :

$$\dot{m}_{i \rightarrow j} = f_{i \rightarrow j}(\Delta P) \quad 1.2.16$$

Ainsi résoudre l'équation 1.2.15 revient à résoudre :

$$f(P) = 0 \quad 1.2.17$$

avec

$$f_i(P) = \sum_{j=1}^{n_z} \dot{m}_{i \rightarrow j} \quad 1.2.18$$

La pression est tout d'abord calculée pour chaque ouverture en ajoutant le tirage thermique (§ 2.2.2.a) à la pression exercée par le vent dans le cas d'une connexion avec l'extérieur (§ 2.2.2.b) pour chaque zone entourant la connexion.

Pour passer à l'itération suivante, on exprime le vecteur des pressions en fonction du vecteur des pressions de l'itération précédente :

$$P^{k+1} = P^k - \frac{f(P^k)}{J(P^k)} \quad 1.2.19$$

avec  $J(P^k)$  la matrice jacobienne du système :

$$J(P^k) = \begin{pmatrix} \frac{\delta f_1}{\delta P_1} & \dots & \frac{\delta f_1}{\delta P_{n_z}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\delta f_{n_z}}{\delta P_1} & \dots & \frac{\delta f_{n_z}}{\delta P_{n_z}} \end{pmatrix} \quad 1.2.20$$

Pour passer d'une itération à l'itération suivante il faut calculer  $X^k$  tel que :

$$X^k = \frac{f(P^k)}{J(P^k)} \quad 1.2.21$$

On remarque que la matrice jacobienne est symétrique et définie positive, on utilise alors une factorisation de Cholesky :

$$J = L^T L \quad 1.2.22$$

avec  $L$  une matrice triangulaire [CHOL 05].

On écrit alors l'équation I.2.21 de la façon suivante :

$$JX = L^T L X = LY = F \quad \text{I.2.23}$$

avec  $Y = L^T X$

On commence par déterminer  $Y$  puis on calcule :

$$X = L^{-1} Y \quad \text{I.2.24}$$

Il est maintenant possible d'incrémenter l'équation I.2.19. La condition d'arrêt du processus itératif doit garantir que le vecteur  $P$  remplit les conditions de l'équation I.2.17 à un facteur  $\epsilon$  près :

$$\frac{\left| \sum_j \dot{m}_{i \rightarrow j} \right|}{\sum_j |\dot{m}_{i \rightarrow j}|} < \epsilon \quad \text{I.2.25}$$

Une fois le vecteur des pressions  $P$  connu, les débits traversant chaque ouverture peuvent être calculés avec l'équation I.2.14. Les apports par la ventilation naturelle pour chacune des zones est alors calculé avec la formule suivante :

$$Pu_i = \sum_j \dot{m}_{i \rightarrow j} * C_{p\_air} (T_i - T_j) \quad \text{I.2.26}$$

avec

$Pu_i$	Puissance injectée dans la zone $i$	[W]
$\dot{m}_{i \rightarrow j}$	Débit entre zone $i$ et $j$	[m <sup>3</sup> /s]
$C_{p\_air}$	Capacité thermique de l'air	[J/K]
$T_i, T_j$	Température des zones $i$ et $j$	[K]

Les puissances injectées dans chaque zone par les ouvertures sont ensuite ajoutées au vecteur des sollicitations  $U_g^{n+1}$  du modèle thermique dynamique du bâtiment (équation I.2.7) permettant le calcul de la température des zones.

### 2.2.2.e. Couplage du modèle thermique et du modèle aéraulique

La méthode retenue pour le couplage des modèles thermique et aéraulique du bâtiment est la méthode « onions » [WEBE 03]. A l'intérieur de chaque pas de temps de la simulation thermique, il y a des échanges itératifs entre les deux modèles jusqu'à convergence des températures et des



apports. Cette méthode est illustrée pour un pas de temps sur la *Figure 1*. La température qui est utilisée dans ce processus itératif est la moyenne de la température entre le début et la fin du pas de temps. Les valeurs de  $\varepsilon_T$  et  $\varepsilon_{Pu}$  qui permettent l'arrêt du processus itératif sont respectivement de 0.1 °C et de 5 W. Si au bout de 100 itérations, la convergence n'est toujours pas réalisée, le processus itératif est arrêté et on passe au pas de temps suivant.

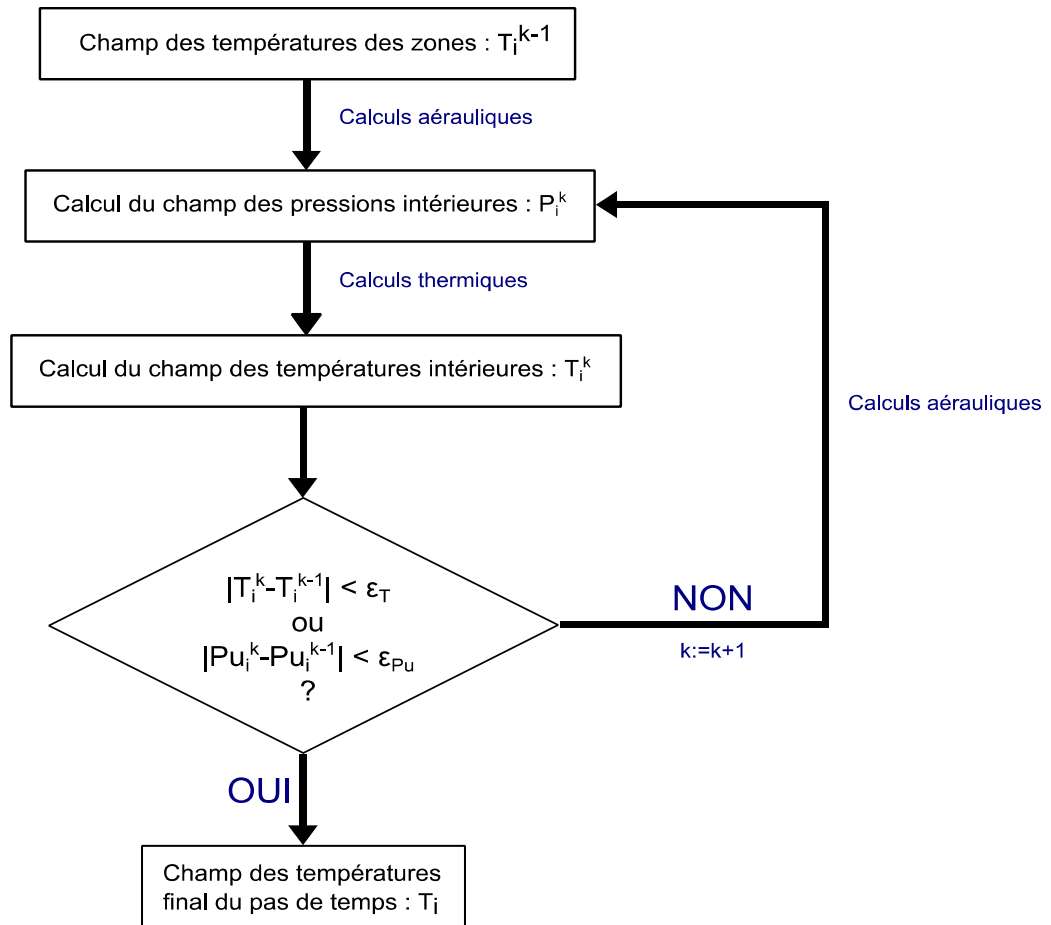


Figure 1 : Couplage des modèles thermique et dynamique pour un pas de temps

### 3. MODÉLISATION DU CLIMAT

Le climat est pris en compte dans un premier temps de manière simple avec des données horaires. Le modèle thermique de bâtiment a besoin des données de température extérieure et de rayonnement global horizontal au minimum, si possible de données sur le rayonnement diffus en plus. L'étude des stratégies de gestion énergétique du bâtiment est faite dans des conditions climatiques difficiles, que ce soit en été ou en hiver, pour se placer dans des cas les moins favorables possible. La semaine très froide est présentée dans la *Figure 2*. La température est négative pendant quasiment tous les jours de la semaine sauf le premier, avec une valeur plus basse proche de -8 °C. Le rayonnement solaire est aussi limité, en dessous de 150 W/m<sup>2</sup> sauf pendant deux jours. Pour la période estivale, deux périodes sont étudiées, une semaine avec des chaleurs très élevés qui

correspond à la deuxième semaine caniculaire de l'été 2003 à Montreuil et une semaine normale en période estivale. Les deux semaines sont présentées dans la *Figure 3* et la *Figure 4*. Pendant la première semaine, la température monte jusqu'à 40 °C pendant la journée et redescend vers 20 °C la nuit. La deuxième semaine est plus habituelle avec une température comprise entre 20 °C et 30 °C pendant la journée. Toutes ces données météorologiques sont connues à l'avance, lors de la mise en place de l'optimisation.

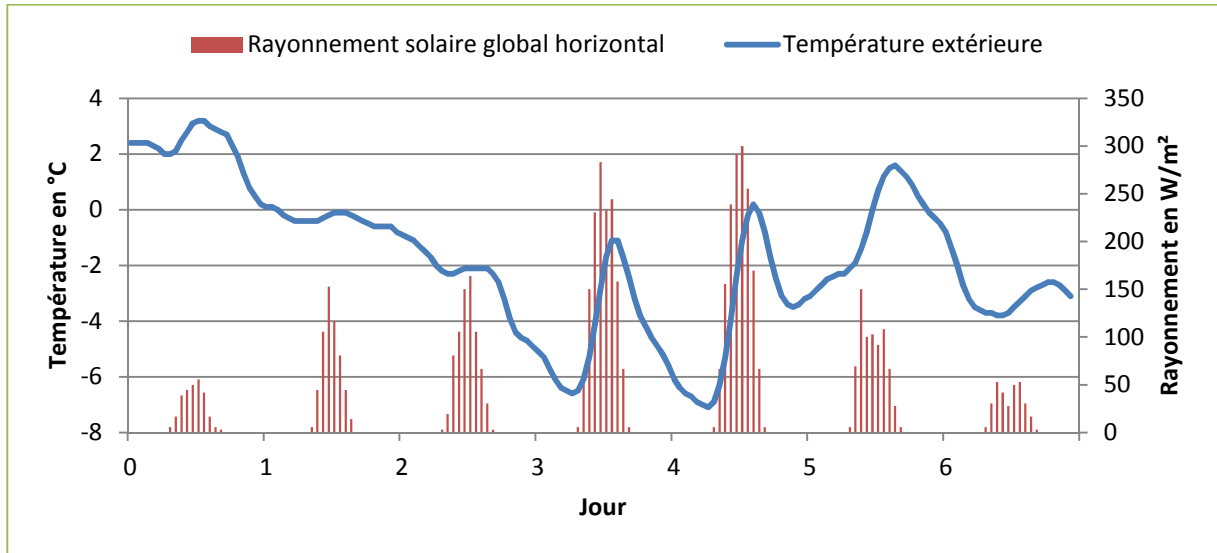


Figure 2 : Climat utilisé pour l'optimisation en période hivernale

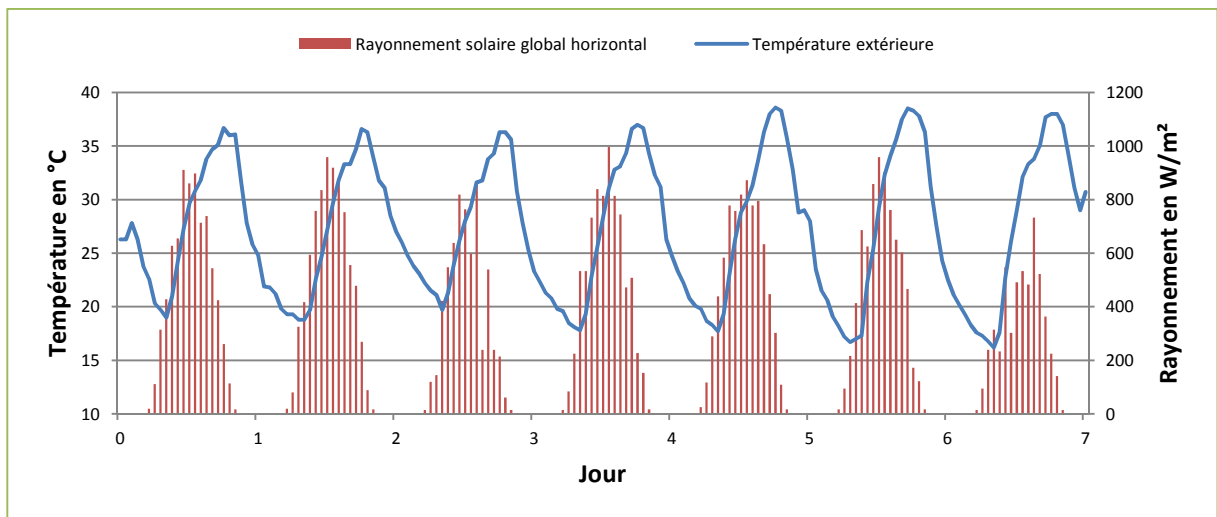


Figure 3 : Climat utilisé pour la première semaine très chaude en période estivale

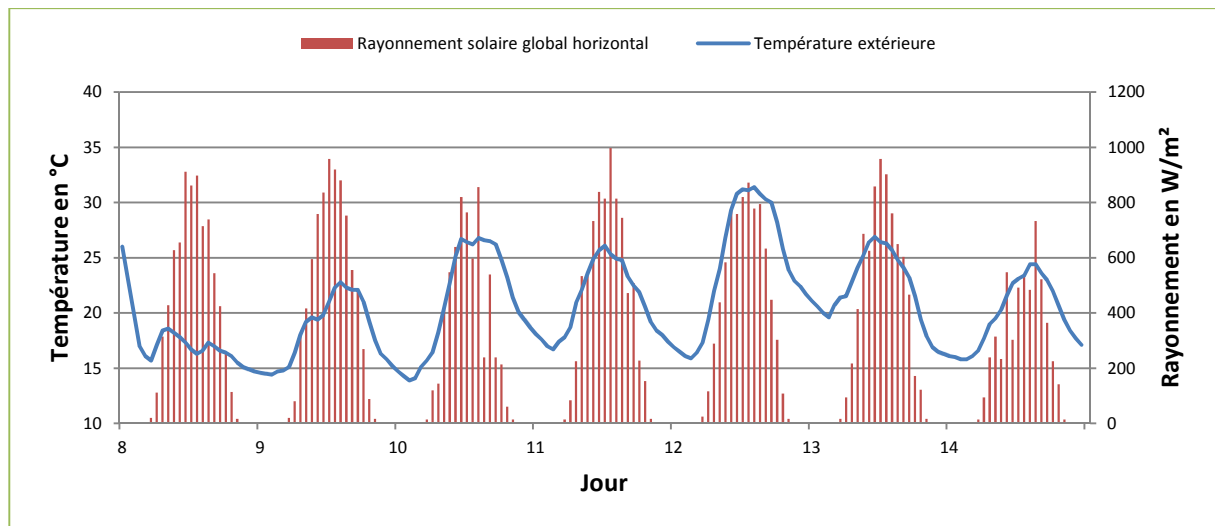


Figure 4 : Climat utilisé pour la deuxième semaine en période estivale, semaine normale

## 4. MODÉLISATION DE L'OCCUPATION

On suppose que les habitants n'agissent pas sur le chauffage, le climatisation, la ventilation et les protections solaires. Dans cette étude théorique, les actions correspondantes sont donc complètement pilotées par le système de gestion. Les scénarios présentés par la suite sont pour une modélisation thermique monozone du bâtiment.

### 4.1. Les apports internes

Les apports internes émis par le métabolisme des occupants et les apports des systèmes électriques doivent également être fournis au modèle thermique dynamique du bâtiment. Les données retenues sont celles d'une occupation d'une maison par une famille de quatre personnes, chacun émettant 80 W. Le même scénario est reproduit toutes les semaines, il est représenté dans le *Tableau 1*. Les puissances dissipées par les systèmes du bâtiment suivent également un scénario hebdomadaire présenté dans le *Tableau 2*.

Hebdomadaire		% d'occupation					
Nombre d'occupants : 4.00 Occupants							
Heure	Lun %	Mar %	Mer %	Jeu %	Ven %	Sam %	Dim %
0-1h	100	100	100	100	100	100	100
1-2h	100	100	100	100	100	100	100
2-3h	100	100	100	100	100	100	100
3-4h	100	100	100	100	100	100	100
4-5h	100	100	100	100	100	100	100
5-6h	100	100	100	100	100	100	100

6-7h	100	100	100	100	100	100	100
7-8h	100	100	100	100	100	100	100
8-9h	0	0	0	0	0	100	100
9-10h	0	0	0	0	0	100	100
10-11h	0	0	0	0	0	100	100
11-12h	0	0	0	0	0	100	100
12-13h	0	0	0	0	0	100	100
13-14h	0	0	0	0	0	100	100
14-15h	0	0	0	0	0	100	100
15-16h	0	0	0	0	0	100	100
16-17h	0	0	0	0	0	100	100
17-18h	50	50	50	50	50	100	100
18-19h	100	100	100	100	100	100	100
19-20h	100	100	100	100	100	100	100
20-21h	100	100	100	100	100	100	100
21-22h	100	100	100	100	100	100	100
22-23h	100	100	100	100	100	100	100
23-24h	100	100	100	100	100	100	100

Tableau 1 : occupation du bâtiment par les habitants

Hebdomadaire		Puissance dissipée					
Heure	Lun Watts	Mar Watts	Mer Watts	Jeu Watts	Ven Watts	Sam Watts	Dim Watts
0-1h	10	10	10	10	10	10	10
1-2h	10	10	10	10	10	10	10
2-3h	10	10	10	10	10	10	10
3-4h	10	10	10	10	10	10	10
4-5h	10	10	10	10	10	10	10
5-6h	10	10	10	10	10	10	10
6-7h	10	10	10	10	10	10	10
7-8h	250	250	250	250	250	250	250
8-9h	200	200	200	200	200	200	200
9-10h	10	10	10	10	10	150	150
10-11h	10	10	10	10	10	150	150
11-12h	10	10	10	10	10	150	150
12-13h	10	10	10	10	10	250	250
13-14h	10	10	10	10	10	150	150
14-15h	10	10	10	10	10	150	150
15-16h	10	10	10	10	10	150	150
16-17h	10	10	10	10	10	150	150
17-18h	10	10	10	10	10	150	150
18-19h	200	200	200	200	200	200	200
19-20h	200	200	200	200	200	200	200
20-21h	320	320	320	320	320	320	320
21-22h	360	360	360	360	360	360	360
22-23h	250	250	250	250	250	250	250

23-24h	250	250	250	250	250	250	250
--------	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Tableau 2 : Scénario hebdomadaire des puissances dissipées

## 4.2. Confort thermique des habitants

Un des objectifs principaux de la régulation dans le bâtiment est l'amélioration du confort des occupants. La notion de confort est complexe, il est donc important de définir cette notion afin de pouvoir la prendre en compte soit en tant que contrainte de l'optimisation, soit comme objectif.

Le confort est un élément important de la vie des occupants d'un bâtiment. Pour leur bien être, leur santé mais aussi pour leur productivité dans leur travail, les occupants d'un bâtiment doivent évoluer dans un environnement qui leur convient. Il est difficile de caractériser cet environnement car il dépend de la sensibilité des occupants. Cette sensibilité est le résultat de la réaction du corps humain à son environnement avec lequel il échange de la chaleur et de l'eau pour se maintenir à environ 37 °C. [THEL 09] décrit la relation entre le corps humain et son environnement comme « *des processus de régulation thermo-physiologique involontaires qui modulent la production et le transfert de masse et de chaleur, internes et externes* ». A des sensations thermo-physiologiques désagréables (inconfort), le corps humain réagit en **s'adaptant** à son environnement. Le processus d'adaptation est un ensemble de réactions physiologiques nécessaires pour retrouver un état de confort. Si celui-ci n'est alors toujours pas atteint, l'individu peut y parvenir grâce à son comportement. Quand on parle donc du confort thermique, il faut non seulement étudier les conditions de l'environnement et son impact sur l'équilibre thermique du corps humain (§ 4.2.1), mais aussi les possibilités de réaction face à une situation d'inconfort. Les réactions physiologiques du corps humain (§ 4.2.2) mais également les possibilités d'adaptation de l'occupant (§ 4.2.3) permettent de rétablir le confort thermique. Les principales caractéristiques du confort nécessaire lors de la régulation thermique d'un bâtiment (§ 4.2.4) peuvent alors être définies.

### 4.2.1. Le confort thermo-physiologique

La norme ASHRAE 55 définit le confort thermique comme « la condition d'esprit qui exprime la satisfaction en présence d'un environnement thermique donné » [ASHR 03]. Cette définition exprime l'importance de la part psychologique dans la définition du confort thermique. Au sein d'une même pièce, la sensation de confort est différente suivant les sensibilités des personnes. Il est ainsi très difficile de définir précisément la notion de confort thermique, celle-ci regroupant des variables différentes ayant un impact plus ou moins prononcé selon les individus.

De manière générale, pour maintenir sa température à 37 °C, le corps a besoin d'échanger de l'énergie ou de l'eau avec son environnement proche. Ces échanges sont résumés dans la *Figure 5* :



Figure 5 : Echanges entre le corps humain et son environnement [ENER]

Les échanges entre le corps humain et son environnement permettent de le maintenir à un équilibre thermique et donc dans son état de confort thermique. Celui-ci peut être caractérisé par six variables principales [ASHR 03] :

- ✓ le métabolisme du corps humain (lié à l'activité),
- ✓ l'isolation thermique de l'habillement,
- ✓ les variables environnementales :
  - température de l'air,
  - la température moyenne des parois,
  - humidité de l'air,
  - Vitesse de l'air.

Le métabolisme du corps humain est le taux de transformation de l'énergie chimique du corps humain en chaleur ou activité mécanique. Il est généralement exprimé en met, 1 met correspondant à  $58W/(m^2 \text{ de peau})$ , soit la puissance produite par un individu assis au repos. La surface moyenne du corps humain est de  $1.8 m^2$ . Le métabolisme dépend de l'activité de l'individu et est produit à partir des calories absorbées lors de l'ingestion de nourriture.

L'isolation thermique de l'habillement est exprimée en clo,  $1 \text{ clo} = 0.155 [m^2.K/W]$ . On prend également souvent en compte le facteur d'habillement surfacique qui est le rapport entre la surface de peau couverte par les habits et celle qui est nue.

La température moyenne des parois est la température rayonnante d'une paroi, elle correspond à la part radiative des échanges thermiques entre le corps humain et le local.

L'humidité est mesurée à l'aide du taux d'humidité qui est le rapport entre la masse d'eau et la masse d'air sec pour un volume donné. La limite supérieure recommandée est de 0.012, il n'y a pas de limite inférieure existante. Une autre variable, l'humidité relative (Hr), est souvent utilisée pour mesurer l'eau présente dans l'air. Elle se calcule comme le ratio de la densité de vapeur d'eau dans

l'air sur la densité de saturation de vapeur d'eau à la même température et à la même pression totale ; elle est habituellement exprimée en %. Une humidité relative supérieure à 60% en période chaude réduit les taux d'évaporation par la peau et la respiration, réduisant les échanges de chaleur avec l'environnement par sudation et donc le confort de l'occupant. Un taux d'humidité trop élevé peut également engendrer des problèmes pour le bâtiment, tels que le développement de moisissures et la dégradation des isolants.

Les variables précédentes permettent de caractériser le confort thermique si la personne étudiée se situe dans ces conditions depuis assez longtemps pour être dans un état stable. Une exposition à d'autres conditions thermiques au préalable peut décaler l'arrivée de l'état de confort d'une durée d'une heure par exemple. Ce délai est une des variables qui peuvent influencer la sensation de confort. Il n'est pourtant pas pris en compte dans le modèle classique [ASHR 03]. La vitesse de variation de la température est un autre exemple de variable qui peut influencer la sensation de confort thermique sans pour autant faire partie du modèle classique.

La température étudiée dans cette thèse est la *température opérative* ( $T_{OP}$ ). C'est la température moyenne des échanges sensibles, c'est-à-dire une moyenne des échanges convectifs (température de l'air  $T_a$ ) et des échanges radiatifs (température des parois  $T_p$ ) :

$$T_{OP} = \frac{h_c T_a + h_r T_p}{h_0} \quad 1.4.1$$

avec

- $h_c$  le coefficient d'échange surfacique convectif entre le corps humain et l'air,
- $h_r$  coefficient d'échange surfacique radiatif entre le corps humain et les parois intérieures,
- $h_0$  le coefficient d'échange surfacique global :  $h_0 = h_c + h_r$

Si le corps humain est en état d'inconfort, c'est-à-dire de déséquilibre thermique, il réagit alors pour rétablir cet équilibre : c'est la thermorégulation physiologique.

#### 4.2.2. La thermorégulation physiologique [THEL 09]

La thermorégulation physiologique est une réaction du corps humain face à un cas de déséquilibre thermique. Le système nerveux analyse des informations de l'état thermique du corps et les compare à des consignes. Si un individu a chaud, les mécanismes de vasodilatation et de transpiration sont enclenchés. Si, au contraire un individu a froid, ce sont les mécanismes de frissons et vasoconstriction qui sont utilisés. Le corps humain est capable de **réguler** sa température par le biais de ces réactions physiologiques.

Il est possible de définir trois zones thermiques suivant l'état du corps humain et ses possibilités d'adaptation thermo-physiologique :

- ✓ *La neutralité thermique* est la situation où le corps humain est à l'équilibre avec son environnement. Les réactions thermo-physiologiques sont minimales, le bilan thermique est équilibré, c'est la situation « idéale » pour le corps humain.
- ✓ *L'équilibre thermique* est une situation où l'équilibre thermique est atteint grâce à des réactions thermo-physiologiques plus ou moins fortes selon l'écart avec la neutralité thermique.
- ✓ *L'hyper et l'hypo-thermie* sont les situations où les réactions thermo-physiologiques seules ne peuvent suffire pour rétablir l'équilibre thermique du corps humain. Ces deux états sont dangereux si l'individu ne réagit pas à court terme, ils peuvent entraîner la mort.

Les réactions physiologiques du corps humain sont différentes sur des périodes temporelles longues. Si un corps est soumis à un inconfort constant pendant une longue période, celui est capable de réagir en s'acclimatant à ces conditions. Le système nerveux change alors les températures de consigne de thermorégulation, le corps s'adapte ainsi aux nouvelles conditions.

Cette adaptation à l'environnement de vie peut également être d'origine psychologique [BAKE 96]. Les sociétés, les habitudes et les époques de vie permettent des adaptations différentes à des environnements entraînant des situations d'inconfort. La distinction entre les réactions physiologiques et psychologiques est parfois assez complexe. C'est pourquoi nous parlerons toujours des réactions physiologiques pour décrire les réactions du corps humain.

### 4.2.3. *L'approche adaptative*

Nous avons vu précédemment qu'il existe des réactions physiologiques permettant au corps humain de s'adapter à un environnement le mettant dans un déséquilibre thermique. Ces réactions sont toutefois limitées et l'individu peut ensuite agir lui-même volontairement pour rétablir son confort : c'est *l'approche adaptative* effectuée grâce aux actions comportementales.

L'approche adaptative constitue un point de vue expérimental sur la question du confort thermique. Dans cette logique l'homme est capable d'agir sur ses conditions de vie pour rétablir une situation de confort. Cette approche ne s'intéresse pas aux transferts thermiques physiques et physiologiques comme dans les standards ISO 7730 et ASHRAE 55. Les actions comportementales sont des **possibilités** ou des **contraintes** permettant aux hommes de s'adapter à un contexte.

Les contraintes adaptatives dans un bâtiment sont :

- ✓ le lieu et le climat de vie (hémisphère, continent, pays, climat, etc.),
- ✓ le positionnement précis du bâtiment (abrité du vent, du soleil, etc.),
- ✓ les contraintes architecturales (conception, positionnement des fenêtres, etc.),
- ✓ les choix énergétiques et économiques globaux (système de chauffage, stratégie de gestion énergétique, etc.).



En général les contraintes adaptatives sont fixées lors de la création du bâtiment, c'est ensuite aux occupants de s'adapter à ces conditions. Les possibilités d'adaptation sont :

- ✓ le choix des vêtements en fonction du climat, de la saison, de la température intérieure et des besoins sociaux,
- ✓ la gestion de l'organisation du bâtiment (place des bureaux, des lits, éloignement des sources d'inconfort),
- ✓ la gestion énergétique individuelle du bâtiment (réglage de thermostats, ouverture de fenêtres, gestion des volets),
- ✓ le changement d'activité.

Dans ce contexte, si un individu ne se place pas dans des conditions extrêmes, le confort thermique n'est pas fonction de la température mais des **possibilités d'adaptation** disponibles. La zone de confort n'est alors pas fixe à l'intérieur même d'un bâtiment mais est flexible.

Dans un bâtiment résidentiel, les possibilités d'adaptation à la température ambiante sont nombreuses (vêtements à disposition, possibilité d'avoir une tenue libre, utilisation de moyens supplémentaires comme les couvertures, changement d'activité, etc.). Une température considérée en dehors de la zone de confort pour le bâtiment tertiaire peut être dans ce cas jugée confortable. De façon inverse, les habits dans les bâtiments tertiaires ne sont pas forcément libres et certains accessoires obligatoires (cravate, gants, blouse, chaussures de sécurité, masque, etc.) peuvent vite mener à une situation d'inconfort alors même que la température est dans une zone de confort habituelle. Pour illustrer ces différences, dans le cas de la Tour Elithis à Dijon [ELIT 10], la température minimum dans les bureaux en hiver était fixée à 20 °C avant d'être augmentée à 22 °C suite à la plainte de plusieurs occupants des locaux. Dans ce cas, les possibilités d'adaptation étaient limitées, une température de 20 °C, qui est jugée suffisante dans la plupart des bâtiments résidentiels, entraîne un sentiment d'inconfort dans un bâtiment de travail avec une activité fixe, et une tenue imposée.

Enfin, les occupants d'un bâtiment sont moins exigeants quand ils ont une capacité d'action sur la gestion du bâtiment et de son environnement. S'ils peuvent ouvrir ou fermer les fenêtres, fermer les volets ou rideaux, contrôler eux-mêmes les systèmes de chauffage et de climatisation, s'habiller librement, ils auront tendance à être plus laxistes sur la température de confort que s'ils n'avaient aucune possibilité d'action. Par conséquent, plus les occupants d'un bâtiment sont libres dans leurs choix, plus la zone de confort thermique est grande. Si le bâtiment a une politique vestimentaire stricte et peu de libertés d'adaptation complémentaires, la zone de variation de la température doit être construite de la manière suivante d'après [NICO 02] :

$$T_C - 2^\circ C < T_{op} < T_C + 2^\circ C \quad 1.4.2$$

avec  $T_{op}$  la température opérative de confort prenant en compte l'air mais aussi la surface des murs car le confort est influencé par des transferts convectif et radiatifs.

### Relevés expérimentaux

Plusieurs études, [NICO 02], [OLES 06] ou [HUMP 95] étudient le lien entre la température extérieure et la température intérieure de confort pour un bâtiment climatisé et un bâtiment à ventilation naturelle (*free-running building*). Si une relation entre ces deux variables existe, cela démontre que la zone de température de confort n'est pas figée dans le temps, sa variation démontre le caractère adaptatif du confort thermique. Les résultats sont indiqués dans la Figure 6 où la température de confort  $T_c$  est celle où le plus grand nombre de sujets se sentent en situation de confort. On remarque que pour les bâtiments à ventilation naturelle, il existe une relation linéaire entre la température intérieure de confort et la température extérieure. Il est donc possible à partir de données expérimentales de définir une relation entre ces deux températures du type [HUMP 95] :

$$T_c = a T_{ext} + b \quad 1.4.3$$

avec  $T_{ext}$  la moyenne mensuelle de la température extérieure. La relation est beaucoup plus complexe pour les bâtiments climatisés.

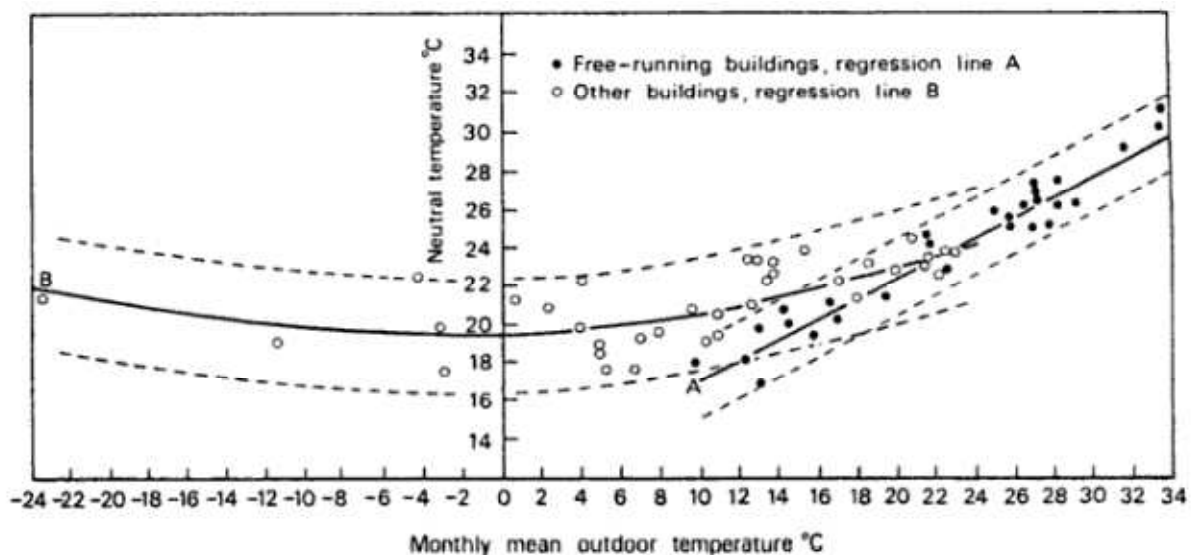


Figure 6 : Evolution des températures de confort par rapport aux températures extérieures pour les bâtiments à ventilation naturelle (points noirs) ou non (points blancs)

Sur la Figure 6, la variable de référence est la moyenne mensuelle de la température extérieure, mais les variations des conditions climatiques peuvent être importantes pendant un mois. Leurs influences sur les bâtiments et les occupants de ces bâtiments ne peuvent alors pas être représentées par une mesure mensuelle. Pour résoudre ce problème certaines études ont voulu relier la température de confort intérieure à une moyenne sur une période plus courte de la température extérieure [NICO 02]. Cette période pouvant être une journée, une heure ou une minute. D'autres projets, comme RP-884 lancé par l'ASHRAE, ou SCATs (Smart Controls and Thermal Comfort) financé par l'Union Européenne ont permis des études de terrain sur le confort adaptatif.

Le projet SCATs [McCA 02] indentifie pour plusieurs pays Européens la valeur des coefficients  $\alpha$  et  $b$  de l'équation 1.4.3 en fonction, non plus de la moyenne de la température extérieure mensuelle, mais d'une température moyenne glissante  $T_{RM}$ . La température moyenne glissante d'une journée est une moyenne pondérée de la température moyenne glissante de la veille avec la température moyenne de la veille :

$$T_{RM} = \alpha T_{RM-1} + (1 - \alpha) \cdot T_{MOY-1} \quad 1.4.4$$

avec :

$\alpha$	le coefficient de pondération généralement pris à 0,8	
$T_{RM}$	la température moyenne glissante du jour	[°C]
$T_{RM-1}$	la température moyenne glissante de la veille	[°C]
$T_{MOY-1}$	la température moyenne de la veille	[°C]

Le premier coefficient  $T_{RM}$  est calculé comme une moyenne pondérée des températures moyennes extérieures des sept jours précédents :

$$T_{RM} = (1 - \alpha)(T_{MOY-1} + \alpha \cdot T_{MOY-2} + \alpha^2 \cdot T_{MOY-3} + \dots + \alpha^6 \cdot T_{MOY-7}) \quad 1.4.5$$

Les résultats du projet SCATs montrent que la température de confort  $T_c$  n'est pas linéaire avec la valeur de la moyenne glissante de la température extérieure (*Figure 7*). Jusqu'à une valeur de  $T_{RM}$  de 10 °C environ, la température de confort intérieure est constante autour de 23 °C. Puis quand  $T_{RM}$  est supérieure à 10 °C, la température de confort  $T_c$  suit une loi linéaire en fonction de  $T_{RM}$ . Pour la France, les équations suivantes sont obtenues :

$$\begin{cases} T_c = 0.049 T_{RM} + 22.58 & \text{si } T_{RM} \leq 10^\circ C \\ T_c = 0.206 T_{RM} + 21.42 & \text{si } T_{RM} > 10^\circ C \end{cases} \quad 1.4.6$$

La température de confort d'un bâtiment n'est pas uniquement dépendante de la température extérieure, elle dépend également d'autres variables comme l'humidité et la ventilation. La température de confort dépend également, et de façon certaine, des vêtements des occupants et de la politique de gestion du bâtiment. Or ces deux paramètres dépendent tous deux de la température extérieure. Il faut donc prendre la relation entre la température de confort et la température extérieure comme une boîte noire dans laquelle de nombreuses interactions agissent prenant en compte d'autres variables. D'après les résultats de [CHEN 06], le confort thermique a ses corrélations les plus fortes avec la température extérieure et l'humidité.

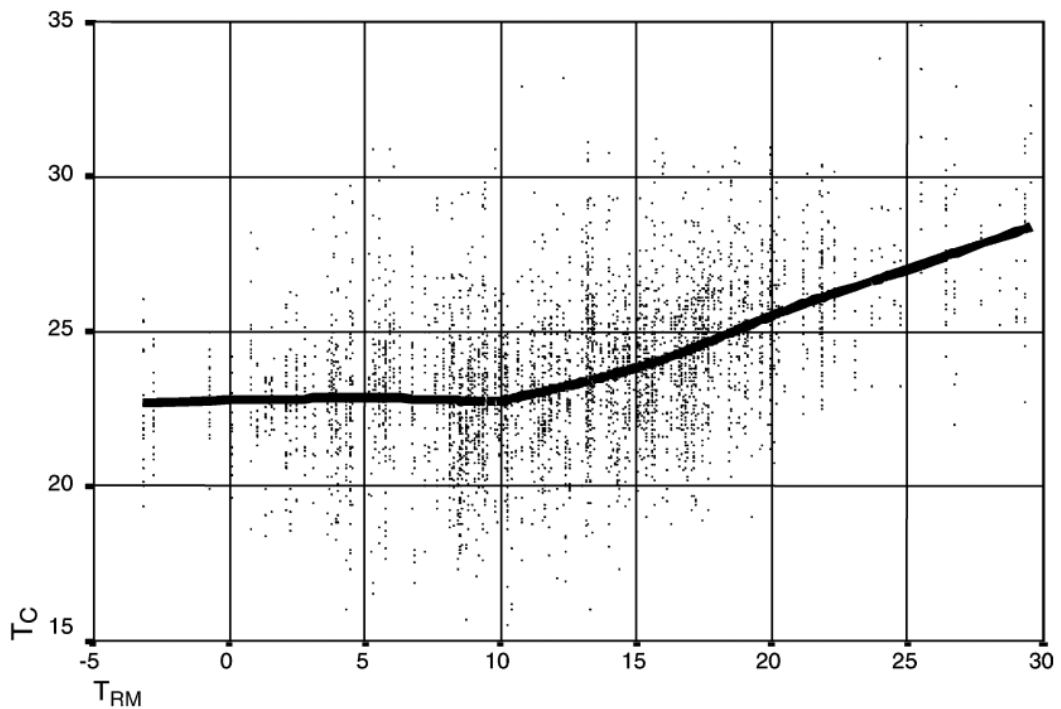


Figure 7 : Évolution de la température de confort à l'intérieur d'un bâtiment en fonction de la moyenne glissante de la température extérieure – résultats de vote PMV [McCA 02]

Vitesse de variation de la température :

Lorsque la température d'un bâtiment reste dans la zone de confort, il est possible que les occupants ne se sentent pas bien si la température évolue trop vite – ou trop doucement – par rapport aux conditions météorologiques extérieures.

La vitesse maximum de variation de la température de l'air est définie par ASHRAE 55-1992, elle dépend de la durée d'opération considérée :

Période	15 min	30 min	1 h	2 h	4 h
Variation maximale de la température opérative (°C)	1,1	1,7	2,2	2,8	3,3

Tableau 3 : Confort thermique en fonction de la vitesse de variation de température

Toute vitesse de variation de la température supérieure provoque de l'inconfort chez l'occupant du bâtiment. ASHRAE 55-1992 définit également une amplitude maximale de variation de la température pendant une occupation du bâtiment par un individu. Cette amplitude maximale vaut 3,5 °C.

#### 4.2.4. Quels critères de confort utiliser ?

##### 4.2.4.a. Un indicateur du confort hygro-thermique : le Predicted Mean Vote (PMV)

Fanger [FANG 67] considère que le confort thermique dépend de l'état physique du corps humain et non pas de celui de son environnement. Nous ressentons la température de notre peau, et non pas celle de l'environnement. Avec cette hypothèse, le confort thermique est le résultat de :

- ✓ L'équilibre thermique du corps humain
- ✓ La température moyenne de la peau
- ✓ La sudation

Pour que le corps ait une sensation de confort, il faut que son bilan thermique soit neutre, c'est-à-dire que son taux de perte de chaleur égale son taux de production de chaleur. La température moyenne de la peau doit correspondre à celle de son niveau de confort, sachant que plus l'activité est grande, plus la température de confort est faible. L'activité, couplée au taux métabolique, a également un impact sur le taux de sudation le plus approprié pour atteindre le confort thermique.

Les composantes du confort thermique listées au § 4.2.1 sont également celles retenues dans l'indice PMV développé par Fanger. En effet, ce sont ces composantes qui ont un impact sur l'équilibre thermique, la sudation et la température moyenne de la peau. Pour chacune de ces composantes, une ou plusieurs variables sont utilisées dans l'indice PMV :

- ✓ le métabolisme du corps humain :
  - H : la production métabolique du corps [met]
  - M : la production d'énergie libre métabolique (travail extérieur) [met]
- ✓ l'isolation thermique de l'habillement :
  - Icl : isolation des vêtements [clo]
- ✓ Variables environnementales :
  - Ta : Température de l'air [°C]
  - Tp : la température moyenne des parois [°C]
  - V : la vitesse relative de l'air [m/s]
  - HR : l'humidité relative [%]
  - TH : le taux d'humidité

A partir de ces variables, et à la suite de nombreuses études expérimentales sur le confort thermique, Fanger a mis en place un indice, le *Predicted Mean Vote* qui prédit le nombre de votes « confortable » parmi un large nombre de votes. Les votes vont de -3 correspondant à « très froid » à

+3 « très chaud », en passant par 0, le vote confortable. Un PMV compris entre -0.5 et + 0,5 correspond à un état de confort [ASHR 03].

Le PMV se calcule de la façon suivante :

$$PMV = TS * (MW - HL1 - HL2 - HL3 - HL4 - HL5 - HL6) \quad 1.4.7$$

avec

- ✓ TS le coefficient de transfert de sensation thermique,
- ✓ MW le coefficient de production de chaleur interne.
- ✓ Les coefficients HL sont ceux des pertes de chaleur du corps humain. Ils représentent dans l'ordre des pertes : à travers la peau, par transpiration, par respiration humide, par respiration sèche, par rayonnement et par convection.

Les entrées pour le calcul du PMV et des coefficients HL sont :

- ✓ M : la production métabolique du corps [W/m<sup>2</sup>]
- ✓ W : la production d'énergie libre métabolique (travail extérieur) [W/m<sup>2</sup>]
- ✓ I<sub>cl</sub> : l'isolation des vêtements [m<sup>2</sup>.K/W]
- ✓ T<sub>a</sub> : la température de l'air [K]
- ✓ T<sub>p</sub> : la température moyenne des parois [K]
- ✓ V : la vitesse de l'air [m/s]
- ✓ HR : l'humidité relative (en %) ou TH : le taux d'humidité

Premièrement, on calcule la production de chaleur dans le corps humain :  $PC = M - W$

Ensuite on calcule un facteur de surface d'habillement  $F_{cl}$  suivant l'isolation des vêtements :

$$\begin{aligned} \text{Si } I_{cl} < 0.78 \text{ alors } F_{cl} &= 1 + 1.29 * I_{cl} \\ \text{sinon } F_{cl} &= 1.05 + 0.645I_{cl} \end{aligned} \quad 1.4.8$$

Puis le coefficient de convection forcée :  $H_{cf} = 12.1 * \sqrt{V}$

Il reste maintenant à calculer la température de surface des vêtements  $T_{cl}$  qui se fait de manière itérative, avec l'équation suivante :

$$T_{cl} = 35.7 - 0.028(M - W) - I_{cl} \left( 39.6 \cdot 10^{-9} F_{cl} (T_{cl}^4 - T_p^4) + F_{cl} H_c (T_{cl} - T_a) \right) \quad 1.4.9$$

avec  $H_c$  le coefficient de transfert thermique convectif qui est soit celui de la convection forcée alors  $H_c = 12.1 * \sqrt{V}$ , soit celui de la convection libre à calculer en fonction du cas.

Il est désormais possible de calculer :

- ✓ TS, le coefficient de transfert de sensation thermique,

$$TS = 0.303 * \exp(-0.36M) + 0.028 \quad \text{l.4.10}$$

- ✓ MW, la production de chaleur interne au corps humain,

$$MW = M - W \quad \text{l.4.11}$$

- ✓ HL<sub>1</sub>, les pertes thermiques à travers la peau,

$$HL_1 = 3.05 * 0.001 * (5733 - 6.99 * (MW) - TH) \quad \text{l.4.12}$$

- ✓ HL<sub>2</sub>, les pertes thermiques par transpiration,

$$HL_2 = 0.42(MW - 58.15) \quad \text{si } MW > 58.15, \quad HL_2 = 0 \quad \text{sinon} \quad \text{l.4.13}$$

- ✓ HL<sub>3</sub>, les pertes thermiques par respiration latente,

$$HL_3 = 1.7 * 0.00001 * M * (5867 - TH) \quad \text{l.4.14}$$

- ✓ HL<sub>4</sub>, les pertes thermiques par respiration sèche,

$$HL_4 = 0.014 * M * (34 - T_a) \quad \text{l.4.15}$$

- ✓ HL<sub>5</sub>, les pertes thermiques par rayonnement,

$$HL_5 = 3.96 * F_{cl} * (T_{cl}^4 - T_p^4) \quad \text{l.4.16}$$

- ✓ HL<sub>6</sub>, les pertes thermiques par convection,

$$HL_6 = H_c * F_{cl} * (T_{cl} - T_a) \quad \text{l.4.17}$$

Ainsi

$$PMV = TS * (MW - HL_1 - HL_2 - HL_3 - HL_4 - HL_5 - HL_6) \quad \text{l.4.18}$$

Cet indice prend en compte la différence entre la chaleur générée dans le corps humain et celle relâchée par celui-ci en fonction des vêtements et des mouvements de l'utilisateur [YAMA 99]. L'opposé, le Predicted Percentage of Dissatisfied (PPD), caractérise le nombre de personnes ayant trop chaud ou trop froid. Le calcul du PPD est le suivant :

$$PPD = 100 - 95 * \exp(-0.03353 * PMV^4 - 0.2179 * PMV^2) \quad \text{l.4.19}$$

Il existe plusieurs limites de confort suivant le bâtiment, et chacune d'entre elles est exprimée avec les indices PMV et PPD. Elles regroupent trois classes de confort dont les exigences sont résumées dans le tableau suivant :

Classe de confort	PMV	PPD
Classe A	$-0.2 < PMV < 0.2$	$< 6$
Classe B	$-0.5 < PMV < 0.5$	$< 10$
Classe C	$-0.7 < PMV < 0.7$	$< 15$

Tableau 4 : Caractérisation de différentes classes de confort

Habituellement, les bâtiments dont le résultat de l'indice PMV est compris entre -0.5 et 0.5 ont un confort thermique suffisant. Cette limite est le standard utilisé dans la plupart des expériences et publications ([MORR 94], [YAMA 99], [DOUN 09], etc.). En utilisant cet indice comme mesure du confort thermique, la température n'est plus le seul paramètre régulé, puisque l'humidité et la vitesse de l'air interviennent.

Certaines études ont permis de définir un intervalle de température opérative de confort selon divers critères comme le taux d'humidité, l'humidité relative ou la température du point de rosée. La Figure 8 est issue de la norme ASHRAE de 2003 qui donne la zone de variation potentielle de la température opérative de confort avec une vitesse de l'air inférieure à 0.2 m/s, un métabolisme compris entre 1 et 1.3 met et un habillement compris entre 0.5 clo, typiquement quand l'environnement extérieur est chaud, et 1 clo, quand l'environnement extérieur est froid.

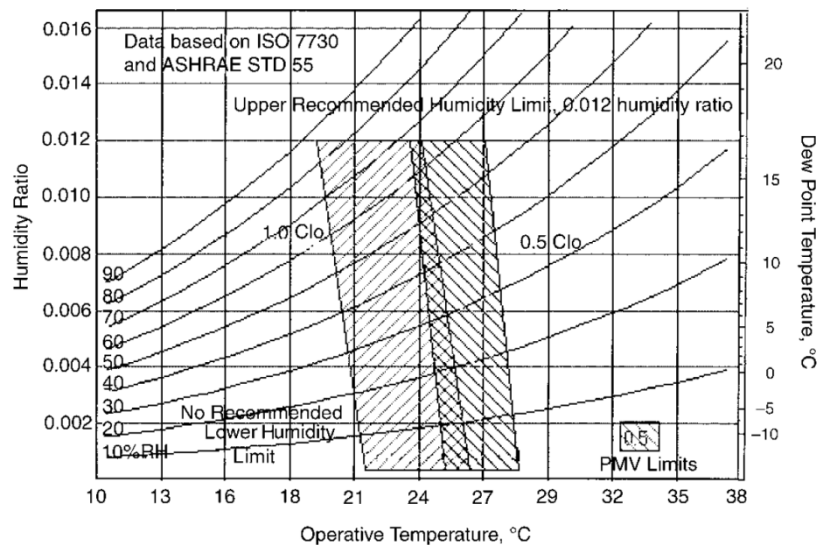


Figure 8 : Zone de température opérative de confort en fonction de l'humidité

La zone de température de confort est ici définie grâce à la méthode Predicted Mean Vote (PMV) qui a été décrite précédemment pour un vote de 80% de personnes satisfaites.

#### 4.2.4.b. Les autres indicateurs

Dans la littérature, de nombreux intervalles de variation de la température sont utilisés lorsqu'est mise en place une régulation énergétique d'un bâtiment. Par exemple [ESCR 10] utilise un intervalle de confort thermique lors de l'occupation de [20 °C, 24 °C], et de [15 °C, 30 °C] quand la



HVAC est laissée libre durant la nuit. En France, le code de la construction et de l'habitation fixe à 19 °C la limite supérieure de la température moyenne de chauffage dans les habitations et les bureaux. La limite inférieure de refroidissement de ces mêmes locaux est de 26 °C [POIG 10]. Pour [ALES 10], la plage de variation de la température de confort est [20 °C, 27.5 °C] et pour [BRAU 01] elle est de [20.6 °C, 25 °C].

Il est souvent intéressant de définir plusieurs intervalles de variation de la température dépendant de l'occupation du bâtiment. Dans le cas d'un bâtiment tertiaire, quand le bâtiment est occupé, la température varie habituellement dans un intervalle de [19 °C, 26 °C]. Par contre, quand le bâtiment est libre, la température doit pouvoir varier dans un intervalle plus grand pour permettre soit de couper les systèmes de chauffage ou de refroidissement, soit d'atteindre des températures permettant une régulation par anticipation, et donc, un stockage de chaleur dans les murs. La température ne doit néanmoins pas atteindre des valeurs trop extrêmes pour ne pas endommager les équipements du bâtiment ou être trop inconfortable en cas d'occupation non prévue du bâtiment. Dans ce cas, un intervalle de variation de [15 °C, 30 °C] est acceptable.

Pour les bâtiments résidentiels, les mêmes plages de variation de la température que celles citées précédemment sont utilisées. Une troisième plage de variation de la température peut être envisagée, lorsque les occupants dorment. Le standard [ASHR 03] précise bien que celui-ci ne s'applique pas dans les conditions de sommeil, où d'autres conditions de confort peuvent être appliquées. En effet, à ce moment l'activité physique chute grandement, le métabolisme du corps également (0.7 met environ [MOUJ 12]), autorisant une température plus forte en été, et les diverses couvertures et couettes rendent acceptable une température plus faible en hiver. Un intervalle de variation de la température de [17 °C, 28 °C] est alors acceptable, pendant une durée allant de 0 h à 6 h du matin par exemple.

L'intervalle de variation acceptable de la température dépend également directement de la fonction du bâtiment et de la fonction de la pièce dont la température est régulée. Par exemple, un hôpital ne doit pas enregistrer de variations de températures trop importantes ni des températures trop extrêmes pour le bien être et la santé des patients. Par contre, le hall d'entrée de ce bâtiment peut être soumis à une régulation thermique différente avec un intervalle de variation de la température plus large que celle utilisée pour la chambre des patients. La spécificité du bâtiment et des différentes fonctions des salles de ce même bâtiment ont ainsi une importance primordiale sur la mise en place d'une régulation du confort thermique (ISO 7730).

[CHEN 01] relie par des équations la température de confort thermique et l'humidité relative. Le confort thermique est celui défini par la norme ASHRAE Standard 55-1992 qui est basée sur un critère comprenant 10% de personnes non satisfaites quand on se place en hiver, avec vêtements d'hiver, le jour et avec une activité sédentaire. Dans ces conditions, les frontières de la température de confort ( $T_c$ ) sont alors définies par :

$$T_c(t) \geq 19.82 + 0.016 * (60 - RH(t)) \text{ avec } 30\% \leq RH(t) \leq 60\% \quad \text{I.4.20}$$

$$T_c(t) \leq 23.45 + 0.023 * (60 - RH(t)) \text{ avec } 23\% \leq RH(t) \leq 60\%$$

avec

RH(t) l'humidité relative à l'instant t [%]

L'intervalle de confort est maximum quand l'humidité relative est la plus faible et vaut [20.3 C; 24.3 °C].

Dans le cas particulier du chauffage au sol, il est possible de définir une température de confort supplémentaire, la température du sol  $T_s$ . Celle-ci doit alors suivre la loi suivante [CHEN 01]:

$$18^\circ\text{C} \leq T_s \leq 29^\circ\text{C} \quad \text{I.4.21}$$

La mise en place de l'indice PMV nécessite de nombreux capteurs pour mesurer les valeurs temporelles de ces variables, chacun de ces capteurs a un coût et augmente la logistique nécessaire. Il n'est donc pas toujours possible de mesurer en continue cet indice à cause de ces limites.

#### 4.2.5. Conclusion

Dans cette thèse, seul le confort thermique est pris en compte. La limite inférieure du rapport [POIG 10] de 19 °C est retenue comme la valeur minimale pour le confort de l'occupant en hiver. S'il n'existe pas de moyen de refroidir le bâtiment autre que par la ventilation naturelle, la température de confort utilisée en été est alors celle décrite par l'équation I.4.6 couplée à une tolérance décrite dans l'équation I.4.2, c'est l'approche adaptative du confort. S'il existe un moyen de refroidissement actif tel que la climatisation, la valeur maximale de température autorisée est de 26 °C. L'humidité n'étant pas prépondérante dans le climat métropolitain Français, celle-ci n'est pas prise en compte dans le calcul du confort thermique.

Le confort n'est pas uniquement caractérisé par le confort thermique, d'autres variables telles que la Qualité de l'Air Intérieur (QAI) ou la luminosité sont d'importants facteurs pour le bien être des occupants d'un bâtiment. Ces autres facteurs ne sont pas pris en compte ici, cela complexifie trop la contrainte de confort. La thèse se limite à l'étude de stratégies de gestion portant uniquement sur les aspects thermiques du confort.

## 5. MODÉLISATION DES SYSTÈMES DU BÂTIMENT

Quatre systèmes du bâtiment peuvent être pilotés pour l'étude de stratégies de gestion énergétique. Tout d'abord le chauffage électrique dont le rendement est supposé de 100% et qui fournit l'ensemble de la puissance à la maille d'air du bâtiment. Ce système de chauffage permet

d'être très réactif, il n'y a pas d'inertie qui décalerait le moment où la puissance est injectée dans la maille d'air de celui où l'ordre est donné au chauffage.

Ensuite les protections solaires peuvent également être utilisées pilotées par le système de contrôle. Elles agissent sur les apports solaires qui passent à travers les vitres. Pour simplifier la modélisation et permettre des optimisations mono-commande, on considère que toutes les protections de toutes les vitres évoluent en même temps dans les mêmes proportions. Elles sont donc tout le temps aux mêmes valeurs d'ouverture, exprimées en % de l'ouverture maximum.

Un autre système pouvant être commandé est la ventilation mécanique ou ventilation forcée. Un débit minimum de 0.3 vol/h quand le bâtiment n'est pas occupé et de 0.6 vol/h le reste du temps permet d'assurer un renouvellement d'air minimum dans le bâtiment. La valeur maximale est fixée à 6 vol/h. Même si cette valeur peut paraître très élevée (il s'agit de ventilation mécanique), elle permet de voir quelles sont les possibilités maximum de refroidissement avec ce système. Bien sur, le système de double flux est désactivé quand la ventilation est utilisée pour refroidir le bâtiment en été. La consommation électrique peut également être prise en compte, celle-ci est alors fonction du débit de ventilation et du temps de fonctionnement.

Enfin il est possible de commander les ouvertures qui sont utilisées dans le modèle aéraulique du bâtiment (§ 2.2). Ce sont des fenêtres et portes qui sont pilotées de façon identique aux protections solaires, c'est-à-dire que toutes les ouvertures du bâtiment sont ouvertes de la même façon, exprimée en % de l'ouverture maximum.

## 6. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE

Dans ce premier chapitre les principaux modèles nécessaires à l'étude de stratégies de gestion énergétique des bâtiments ont été étudiés. Tout d'abord le modèle thermique dynamique du bâtiment qui doit à la fois satisfaire des critères de précision et de rapidité d'exécution. La modélisation multizone couplée à une réduction modale présentée dans le paragraphe 2.1.2 a été choisie. Le modèle aéraulique multizone utilisé dans le bâtiment est présenté dans la partie 2.2. La simulation de ce modèle thermo-aéraulique nécessite des données sur les sollicitations, plus particulièrement l'occupation du bâtiment et les données météorologiques. Dans un premier temps, les données météorologiques sont supposées connues à l'avance avec exactitude. Aucune modélisation n'est donc nécessaire. Le chapitre 5 est consacré à la modélisation de la météorologie pour la prévision de ces données et leur application à la simulation thermique dynamique du bâtiment. Un modèle très simple d'occupation du bâtiment est utilisé dans cette thèse. Les conditions de confort de l'occupant retenues sont également présentées dans la partie 4.

Plusieurs systèmes font également partie du bâtiment. Le système de chauffage est électrique, on considère que son rendement est de 100%. On ne prend en compte que les besoins de chauffage nécessaires à maintenir le confort thermique. Il n'y a pas de système de refroidissement actif comme la climatisation mais seulement un rafraichissement par ventilation. Seuls les besoins de ventilation sont calculés, on ne s'intéresse pas au modèle de ventilateur nécessaire pour les fournir. Par contre les fenêtres et portes du bâtiment peuvent également être pilotées. Les protections solaires sont un autre système pilotable par une régulation. Celles-ci ne sont pas modélisées de façon précise dans cette thèse, seules les réductions des apports solaires nécessaires sont calculées.

Enfin, un dernier type de modèle entre en jeu dans le cadre de la régulation d'un bâtiment, concernant la fonction de coût. Concernant la régulation du système de chauffage électrique, une modélisation des coûts doit être réalisée en fonction de l'objectif envisagé. Cela peut concerner aussi bien les prix de l'électricité, ou les émissions de CO<sub>2</sub>. Les choix effectués sont présentés dans le Chapitre 3 qui concerne directement la régulation du système de chauffage. Le confort thermique est intervenant aussi dans la fonction coût de régulation estivale où l'objectif principal est de l'améliorer.

Maintenant que les systèmes du bâtiment et ceux nécessaires à une régulation ont été présentés, nous pouvons nous intéresser directement à la méthode d'optimisation utilisée pour étudier les stratégies de gestion énergétique des bâtiments : la programmation dynamique.



# ***Chapitre II Régulation et commande optimale***



<b>1. LA RÉGULATION ÉNERGÉTIQUE DES BÂTIMENTS</b>	<b>55</b>
<b>2. ALGORITHMES D'OPTIMISATION POUR LA MISE EN PLACE D'UNE RÉGULATION PRÉDICTIVE</b>	<b>56</b>
2.1. INTRODUCTION	56
2.2. LES RÉGULATIONS SANS MODÈLES DU BÂTIMENT	57
2.3. DÉFINITION DU PROBLÈME SUIVANT LE MODÈLE THERMIQUE	58
2.4. LES ALGORITHMES D'OPTIMISATION CONTINUE	59
2.5. LES ALGORITHMES D'OPTIMISATION COMBINATOIRE	60
2.5.1. LA THÉORIE DES GRAPHES	60
2.5.2. L'ALGORITHME A*	62
2.5.3. L'ALGORITHME SÉPARATION ET ÉVALUATION (BRANCH & BOUND)	64
2.5.4. LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE	66
2.5.5. CHOIX DE L'ALGORITHME D'OPTIMISATION	76
<b>3. LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE APPLIQUÉE À LA GESTION ÉNERGÉTIQUE DU BÂTIMENT</b>	<b>77</b>
3.1. DÉFINITION DE LA VARIABLE D'ÉTAT	77
3.2. RELATION ENTRE L'ÉNERGIE $E$ ET LA COMMANDE UTILISÉE	78
3.3. SENS TEMPOREL DE LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE	80
<b>4. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE</b>	<b>81</b>

# 1. LA RÉGULATION ÉNERGÉTIQUE DES BÂTIMENTS

Une régulation énergétique d'un bâtiment peut satisfaire des objectifs variés. L'amélioration du confort et la diminution de la consommation énergétique sont en général les principaux objectifs. Dans cette première partie, nous développons les différents objectifs habituellement recherchés et les commandes qui leurs sont associées. Une stratégie de régulation énergétique d'un bâtiment dépend du cas d'étude, c'est-à-dire des objectifs, du type de bâtiment, des systèmes intégrés, de la météorologie locale, de l'occupation et des apports internes.

La régulation énergétique d'un bâtiment peut servir à la maîtrise de sa consommation énergétique. Un moyen efficace est d'effectuer la meilleure utilisation possible des apports externes – rayonnement solaire, fraîcheur de la nuit – ou internes – émissions de chaleur des occupants, des équipements –. Or, il y a souvent un décalage temporel entre le moment où l'apport est disponible et celui où il est le plus utile. Par exemple, en été les besoins de refroidissement sont élevés en journée, tout particulièrement l'après-midi alors que les apports de fraîcheur ne sont disponibles que la nuit grâce à une température extérieure plus faible que celle de la journée. L'utilisation des capacités de stockage énergétique d'un bâtiment permet de décaler le moment où les apports externes sont restitués, c'est-à-dire du moment où ils sont disponibles à celui où ils sont le plus utiles. La plupart des études effectuées jusque-là visent à minimiser les besoins de refroidissement en utilisant la technique du *Night Free Cooling* (NFC), c'est-à-dire en rafraîchissant la nuit la masse du bâtiment et son mobilier lourd pour réduire les demandes de climatisation pendant la journée en été [MORR 94], [BRAU 01]. Ces applications sont principalement intéressantes dans les bâtiments tertiaires où les besoins de climatisation sont importants car les apports internes sont élevés. La commande de la régulation pour effectuer du *Night Free Cooling* est la ventilation naturelle ou forcée. Pour limiter les apports solaires durant la journée, la commande des protections solaires est intéressante [NIEL 11].

Dans le logement, la réduction de la consommation énergétique concerne principalement le chauffage en hiver. Les conditions météorologiques extérieures au bâtiment sont prises en compte à l'avance afin de maximiser les effets des apports solaires [NYGA 90], [BAUE 98], [OLDE 10]. Une autre possibilité pour réduire la consommation énergétique d'un bâtiment est la prévision directe des charges de chauffage et de climatisation [LE 08]. Dans le cas du logement, la commande de la régulation est donc le plus souvent le chauffage.

La réduction de la consommation d'électricité en période de pointe est un sujet d'intérêt pour le gestionnaire du réseau électrique. Cela concerne soit la période estivale avec une régulation de la climatisation dans les bâtiments tertiaires [GREE 10], [HENZ 04], [NAGA 02], ou la période hivernale avec une régulation du système de chauffage [LE 08], [ESCR 10]. La commande de la régulation est donc soit la climatisation soit le chauffage suivant la période étudiée.

Un autre objectif possible est le maintien ou l'amélioration du confort thermique dans le bâtiment. Il est assez facile de réduire la consommation énergétique d'un bâtiment si les conditions de confort sont dégradées. Si la température de consigne est réduite de 19 °C à 15 °C, les économies



d'énergie sont importantes mais le confort des occupants n'est plus assuré. Effectuer des effacements de consommation électrique en période de pointe entraîne de fortes variations de température dégradant également le confort des occupants. Il y a deux méthodes pour prendre en compte le confort :

- ✓ Utilisation des valeurs fixes réglementaires [POIG 10]
- ✓ Utilisation du confort adaptatif [NICO 02], [OLES 06] ou [HUMP 95]

Le confort hydrique ou la concentration en CO<sub>2</sub> sont également pris en compte mais de façon plus occasionnelle car ils nécessitent d'autres instruments de mesure et donc des coûts plus élevés [CHEN 00], [MATH 00]. Ce sont des objectifs d'amélioration de la qualité de l'air, la commande de la régulation est donc la ventilation naturelle ou forcée qui renouvellent l'air efficacement.

Enfin, les régulations multi-objectifs sont prises en compte soit par la pondération des objectifs d'une fonction coût globale ou en utilisant une fonction coût multi-objective. Il est alors possible à la fois de minimiser la consommation énergétique globale et de réduire la consommation électrique en période de pointe comme pour [SANE 08] par exemple.

Pour résumer, une régulation sert donc à maximiser les apports solaires et internes en période hivernale ou le rafraîchissement de nuit en période estivale. Or la plupart du temps, la disponibilité de ces apports ne coïncide pas avec le moment où ils sont le plus utile. Il est donc important de pouvoir stocker ces apports, soit dans la masse du bâtiment [BRAU 01], soit dans un stockage actif [HENZ 04] ou dans des matériaux à changement de phase [TYAG 07]. Le stockage et déstockage de la chaleur au bon moment nécessite une commande prédictive capable d'anticiper les variations de la température extérieure, des apports solaires et internes. Les principales commandes de régulation utilisées dans la littérature sont le chauffage, la climatisation, la ventilation et les protections solaires.

## 2. ALGORITHMES D'OPTIMISATION POUR LA MISE EN PLACE D'UNE RÉGULATION PRÉDICTIVE

### 2.1. Introduction

L'objectif de cette thèse est d'étudier une méthode permettant d'élaborer des stratégies de gestion énergétique des bâtiments. Ces stratégies forment des séquences de commandes à effectuer au cours du temps. La stratégie optimale obtenue est donc réalisée dans un cadre séquentiel. Il s'agit de trouver une séquence de contrôle optimale (commande du chauffage électrique, des stores ou de la ventilation) sur une période donnée pour répondre à un objectif tout en satisfaisant des contraintes, de confort par exemple. Deux types d'entités peuvent être distingués :

✓ Les entités *physiques* :

- *Le bâtiment* sur lequel s'applique la régulation, représenté à travers des variables d'état, et contenant les commandes de la régulation (chauffage, ouvertures)
- *Les occupants* qui imposent des contraintes de confort, influent sur la dynamique et la thermique du bâtiment et fixent les objectifs de l'optimisation. On suppose ici qu'ils n'agissent pas sur la régulation puisqu'il s'agit de déterminer la régulation optimale.
- *Les sollicitations* comme la météorologie, l'émission de chaleur par les occupants et leurs activités ou le site qui détermine le climat local et les masques du bâtiment.

✓ Les entités de la *régulation* :

- *La fonction objectif* : c'est l'objectif même de la régulation, minimisation de la consommation énergétique, optimisation du confort, minimisation de la consommation électrique pendant une période donnée.
- *La commande*, c'est ce qui va être piloté pour permettre de remplir les objectifs définis précédemment. Dans notre cas, il s'agit de piloter le chauffage électrique, les protections solaires ou les ouvertures externes.
- *Les contraintes*, elles peuvent soit s'exprimer sur les entités de la régulation – des capacités de calcul limitées ou une contrainte sur la commande par exemple –, soit sur les entités physiques, l'occupant impose des contraintes de confort.

Il n'est pas forcément facile de dissocier l'objet étudié, le bâtiment et son environnement, des objets de la régulation. Par exemple, la commande, entité de la régulation, s'applique forcément sur un objet physique du bâtiment.

Le temps est également une donnée importante. Le pas de temps de la simulation thermique dynamique peut définir le pas de temps de l'optimisation et donc la discrétisation des variables le cas échéant. La mise en place d'une régulation s'effectue à un horizon fini, c'est-à-dire sur une durée limitée dans le temps. Cette limitation vient de la précision des prévisions météorologiques locales qui se dégrade si l'horizon de prévision augmente.

Les optimisations qui sont menées dans le cadre de la régulation énergétique d'un bâtiment doivent être dynamiques, la fonction objectif évoluant dans certains cas au cours du temps.

## 2.2. Les régulations sans modèles du bâtiment

Une régulation sans modèle de bâtiment a souvent pour objectif de maintenir le confort thermique, par exemple la température à 19 °C. Si les conditions météorologiques extérieures changent, engendrant une baisse des apports solaires, alors cette baisse doit être compensée par une augmentation des apports de chaleur par chauffage, permettant de rester dans le même état de confort de 19 °C. Il est possible de procéder ainsi uniquement si les changements d'ordre thermique

ne sont pas trop importants. Dans cette logique, le seul objectif est le maintien du confort de l'occupant, il ne peut pas y avoir d'objectifs annexes comme la minimisation de la consommation énergétique ou l'arrêt total de la consommation énergétique pendant certaines périodes tout en maintenant le confort.

Les systèmes de commande qui ne s'appuient pas sur un modèle thermique de bâtiment sont généralement appelés BIEMS pour Building Intelligent Energy Management Systems. Ils sont principalement utilisés pour de grands bâtiments tertiaires et commerciaux et regroupent deux méthodes. Les commandes classiques, qui consistent à fixer la température dans le bâtiment avec des commandes de type PID (Proportionnelle Intégrale Dérivée) [ESCR 10], [MATH 00], [MORR 94] ou alors les méthodes neuronales ou floues du type [ARGI 04], [LIAN 05], [HAMD 98] ou [CALV 04].

Si la régulation doit être prédictive, c'est-à-dire si elle doit anticiper des changements futurs au niveau des contraintes ou des sollicitations, alors un modèle thermique dynamique du bâtiment est nécessaire. A partir de celui-ci, de multiples simulations peuvent être menées afin de trouver la régulation optimale qui est ensuite appliquée au bâtiment.

## 2.3. Définition du problème suivant le modèle thermique

Comme expliqué dans le paragraphe 2.1, la modélisation retenue est un modèle thermique dynamique aux volumes finis multi-zone réduit par analyse modale. Cette modélisation permet d'effectuer des simulations plus rapides sans perdre en précision par rapport au modèle non réduit, ce qui est bien adapté au processus d'optimisation mis en oeuvre. La modélisation thermique du bâtiment suit une équation d'état du type :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = AX(t) + B\dot{U}(t) \\ Y(t) = CX(t) + DU(t) \end{cases} \quad \text{II.2.1}$$

Cette représentation d'état est un système linéaire invariant car les matrices A, B, C et D sont fixes dans le temps, et la dérivation est une application linéaire.

Dans un contexte d'optimisation, la première équation du système définit un problème d'optimisation avec contrainte d'égalité du type [BRYS 75]:

$$f(x, u) = 0 \quad \text{II.2.2}$$

avec  $x = \dot{X}$  et  $u = \dot{U}$ . Ainsi la connaissance de la commande  $u$  détermine la valeur de l'état  $x$  à chaque étape. La commande  $u$  et l'état  $x$  sont soumis à des contraintes d'inégalités :

$$c_x(x) \leq 0 \quad \text{II.2.3}$$

$$c_{\min} \leq c_u(u) \leq c_{\max}$$

II.2.4

Il n'y a pas d'autres contraintes dans le problème étudié tels que des contraintes de terminaison ou d'états intermédiaires, c'est à dire un « point de passage » ou un état final du modèle étudié. En effet, l'état  $x$  n'est jamais soumis à des valeurs prédéfinies pendant l'optimisation, la seule contrainte est l'équation II.2.3.

L'objectif de la régulation est de minimiser un indice de performance (ou fonctionnelle coût) dont la définition dépend du cas d'étude. Par exemple, si l'objectif est de minimiser la consommation énergétique de chauffage électrique, alors l'indice de performance  $L$  ne dépend que la commande  $u$ , il s'agit alors de minimiser  $L(u)$ . Si l'objectif est de minimiser l'inconfort thermique en minimisant l'écart entre la température intérieure et une température de référence, alors l'indice de performance dépend de l'état  $x$  qui est lui-même défini par la commande  $u$  grâce à la contrainte d'égalité II.2.2. Il s'agit alors de minimiser  $L(x,u)$ . La régulation optimale correspond à la séquence de commande  $u$  minimisant  $L()$ . Pour répondre à ce problème multi-étapes, deux approches sont possibles : les méthodes d'optimisation continues ou combinatoires.

## 2.4. Les algorithmes d'optimisation continue

On peut distinguer deux catégories d'algorithmes d'optimisation continue, ils dépendent du type de régulation : commande prédictive (ou anticipative) ou commande corrective. La commande prédictive cherche la régulation optimale sur la durée de la régulation, c'est une référence, une trajectoire optimale à suivre. Cette commande peut être appliquée telle quelle ou être recalculée et corrigée à chaque pas de temps, seule la commande du premier pas de temps est appliquée, car le système régulé peut être soumis à des perturbations, notamment des prévisions de sollicitations inexactes. On est alors dans le cadre de la commande prédictive.

La commande prédictive peut servir de référence à une autre optimisation travaillant en boucle fermée, regardant la différence entre la sortie du système régulé et la trajectoire de référence et corrigeant la commande en fonction. C'est le cadre de la commande corrective. Dans ce travail de thèse nous cherchons surtout à calculer la trajectoire de référence, une commande corrective pouvant être une suite de ce travail. Nous allons maintenant décrire plus amplement les commandes prédictives.

La commande prédictive des systèmes continus contraints est appelée Model Predictive Controller (MPC). Les optimisations sont menées à chaque étape (*on line*) avec pour origine l'étape actuelle. Une optimisation en boucle fermée est réalisée, le résultat est une séquence de commandes optimale pour plusieurs étapes sur un horizon fini. Seule la première commande est appliquée, une nouvelle optimisation en boucle ouverte est réalisée aux étapes suivantes. Ces méthodes d'optimisation sont particulièrement intéressantes quand le système à réguler est à

réponse lente, permettant de recalculer la séquence de commandes optimale à chaque étape. De nombreux algorithmes d'optimisation utilisés pour mettre en place un MPC sont explicités dans [MAYN 00], ainsi que les conditions nécessaires pour obtenir une commande optimale et robuste.

Parmi ces méthodes, on peut retenir le Dynamic Matrix Control (DMC) [GARC 86] et le Model Algorithmic Control (MAC) [ROUH 82] qui utilisent les réponses du système à des échelons ou à des impulsions, ce sont des systèmes à réponse impulsionnelle finie. La commande prédictive linéaire utilise une représentation d'état linéaire du système, comme dans le système de l'équation II.2.1. On peut retenir la programmation linéaire [BEMP 02] ou quadratique [SZNA 87], les commandes linéaires quadratiques [KOJI 04] et le Shell multivariable optimizing control [MARQ 88]. Enfin il est possible de généraliser les MPC, ce sont les Generalized Predictive Control [CLAR 87].

A l'opposé des MPC, certains algorithmes travaillent en boucle ouverte et calculent l'ensemble des commandes optimales une seule fois pour l'ensemble des pas de temps (*off line*). Ces algorithmes sont plus complexes car ils font appel à l'équation d'Hamilton-Jacobi-Bellman [BRY5 75]. Pour simplifier ce problème, il est possible d'enlever les contraintes des systèmes étudiés et ainsi d'utiliser l'ensemble des algorithmes performants dans ces conditions. Pour cela on peut par exemple utiliser des fonctions de pénalité [MALI 11-2].

La plupart des méthodes d'optimisation en continu nécessitent le calcul de gradients, ce qui n'est pas toujours facile surtout quand on se place dans un contexte multi-commande ou multi-objectif. L'ensemble de ces algorithmes ne permettent pas non plus d'assurer que la commande trouvée est forcément la commande optimale globale.

Dans le cadre de cette thèse, on se place dans le cadre de la commande prédictive optimale, où une seule régulation est calculée pour l'ensemble de l'horizon optimisé. Dans le cadre de la régulation énergétique d'un bâtiment, on s'appuie sur un modèle thermique dynamique du bâtiment dont les simulations sont faites à pas de temps fixe. C'est donc un problème séquentiel ou multi-étapes pour lequel les algorithmes d'optimisation combinatoires sont particulièrement efficaces.

## 2.5. Les algorithmes d'optimisation combinatoire

Les algorithmes d'optimisation combinatoire cherchent à parcourir un graphe des chemins possibles de la manière la plus efficace. La définition d'un graphe est présentée dans un premier temps. Ensuite trois algorithmes sont présentés parmi les plus intéressants dans notre cadre d'étude : la commande optimale.

### 2.5.1. La théorie des graphes

L'ensemble des algorithmes d'optimisation de type combinatoire présentés ici s'appuie sur la théorie des graphes. Un graphe  $G$  est un ensemble de points  $x_i$  (ou nœuds, états, sommets) qui sont

reliés entre eux par des chemins  $e_{ij}$  (ou arrêtes, liens, arcs). Le lien reliant deux points peut être orienté d'un nœud à un autre, dans ce cas on décrit le graphe comme *orienté*, ou symétrique définissant alors un graphe *non orienté*. Les liens entre deux points peuvent être multiples, certains liens, appelés boucles, sont des liens reliant un point à lui-même. Si un graphe ne contient aucun de ces deux types de liens (liens multiples et boucles), il est alors appelé un graphe *simple*.

L'ensemble des points  $x_i$  font partie d'un ensemble  $X$ . On désigne par  $\Gamma(x)$  l'ensemble des successeurs possibles de  $x$ ,  $\Gamma$  étant une correspondance de  $X$  dans  $X$ . Appliquer la correspondance  $\Gamma$  aux états initiaux puis à leurs successeurs définit l'ensemble des états admissibles et donc de façon explicite le graphe étudié. A chaque chemin  $e_{ij}$  peut être associé un coût  $h_{ij}$ . On définit également par  $G_n$  un graphe partiel de  $G$  partant de l'état initial  $x_n \in X$  et  $T$  comme étant un ensemble non vide d'états finaux. Une fois n'importe lequel des états de  $T$  atteint, l'algorithme a atteint un état final, il s'arrête.

Notre cas d'application de la théorie des graphes est celui de graphes non orientés ne comprenant pas de boucles. En effet, il y a une dimension temporelle à notre cas d'étude. A partir d'un état initial, une commande est appliquée pendant un pas de temps  $dt$  permettant d'atteindre un autre état au pas de temps suivant. Il n'est pas possible de revenir au pas de temps précédent, par contre, deux chemins relient parfois deux états. Un exemple de graphe est présenté sur la *Figure 9*.

L'objectif d'un algorithme d'optimisation utilisant la théorie des graphes est de trouver le chemin (ou politique) optimal permettant de minimiser ou maximiser une fonction objectif. Il existe alors deux catégories d'algorithmes. *L'approche mathématique* aboutit à des algorithmes dont le seul objectif est de trouver le chemin optimal pour n'importe quel type de graphe et donc de problème. La **programmation dynamique** fait partie de ces algorithmes dont le principal inconvénient est le temps de calcul. *L'approche heuristique* comprend des algorithmes dont l'objectif est de réduire les temps d'optimisation en tirant le maximum d'informations des données physiques du problème. Ces informations permettent d'orienter l'algorithme afin qu'il parcourt le moins de nœuds possible. Cette approche est très limitée si peu de données sont exploitables ou si le problème est trop complexe. Ces algorithmes ne garantissent en général pas l'obtention du chemin optimal sur le graphe. **L'algorithme A\*** et l'algorithme de **Séparation et Évaluation** permettent de trouver le chemin optimal sous certaines conditions tout en gardant les caractéristiques de l'approche heuristique permettant de limiter les temps de calcul en orientant le parcours du graphe.

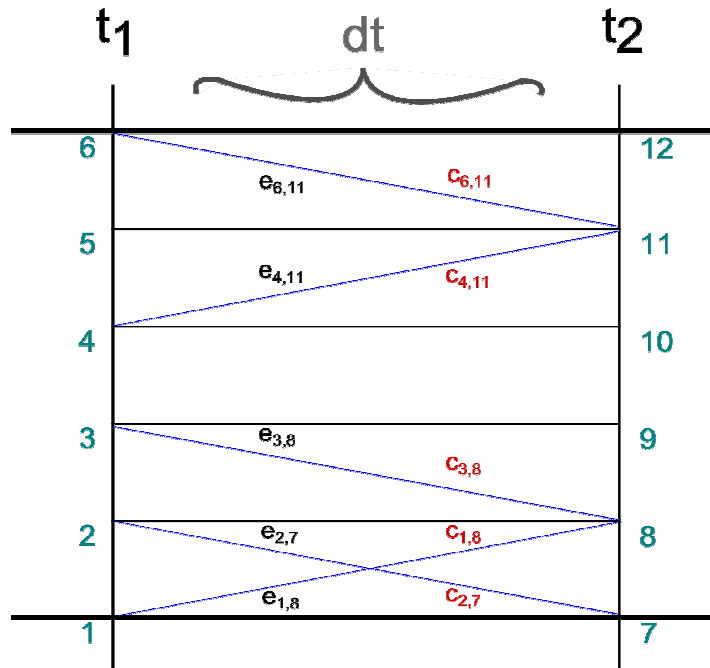


Figure 9 : Exemple de graphe utilisé dans ce manuscrit de thèse

### 2.5.2. L'algorithme A\*

L'algorithme A\* est un algorithme se basant sur la théorie des graphes. Il est du type heuristique et permet donc de limiter les temps de calcul d'optimisation tout en ayant pour résultat le chemin optimal sous certaines conditions. Dans cet algorithme, une fois une politique arrivée à un état  $x_n$  donné, tous les états suivant admissibles avec la correspondance  $\Gamma$  sont recherchés mais ils ne sont pas tous parcourus. Des informations tirées du système optimisé permettent d'éliminer tous les successeurs sauf un.

Soit  $h(x_n, x_m)$  le coût de passage d'un état  $x_n$  à un état suivant  $x_m \in \Gamma(x_n)$ ,  $H_n$  le coût minimal de l'état initial  $x_0$  à  $x_n$  et  $h(x_n)$  celui du chemin optimal de  $x_n$  à un état final. Soit  $g(x_m) = H_n + h(x_n, x_m)$ . Nous supposons qu'une fonction d'évaluation d'un état notée  $\hat{h}(x_m)$  existe. Cette fonction est définie par des informations issues de la physique du problème, elle calcule de façon rapide le coût minimum pour passer de  $x_m$  à un état final  $x_t \in T$ . Pour tous les points  $x_m \in \Gamma(x_n)$ , il est donc possible de calculer la valeur de  $f$  avec

$$f(x_m) = g(x_m) + \hat{h}(x_m) \quad \text{II.2.5}$$

Le point  $x_m \in \Gamma(x_n)$  ayant la plus petite valeur de  $f(x_m)$  est le seul qui est parcouru. Si plusieurs états ont la même valeur de fonction  $f$ , un d'entre eux est choisi de façon arbitraire sauf si un de ces états est un état final de  $T$ . Le même travail est effectué à partir de ce point  $x_m$ .

La principale difficulté de cet algorithme est la recherche d'une fonction d'évaluation cohérente. D'après [HART 68], si  $\hat{h}$  est un minorant de  $h$ , l'algorithme A\* permet toujours d'obtenir

le chemin optimal. Cet algorithme est pertinent si les temps de calculs de la fonction d'évaluation  $\hat{h}$  pour chaque état du graphe sont inférieurs à ceux de  $h$ . Ainsi tous les points du graphe ne sont pas forcément parcourus, seuls un nombre réduit d'appels à  $h(x_n, x_m)$  sont effectués, l'optimisation est donc plus rapide. Le fonctionnement de l'algorithme d'optimisation est décrit sur la *Figure 10* à partir de n'importe quel état  $x_n$  de  $G$ .

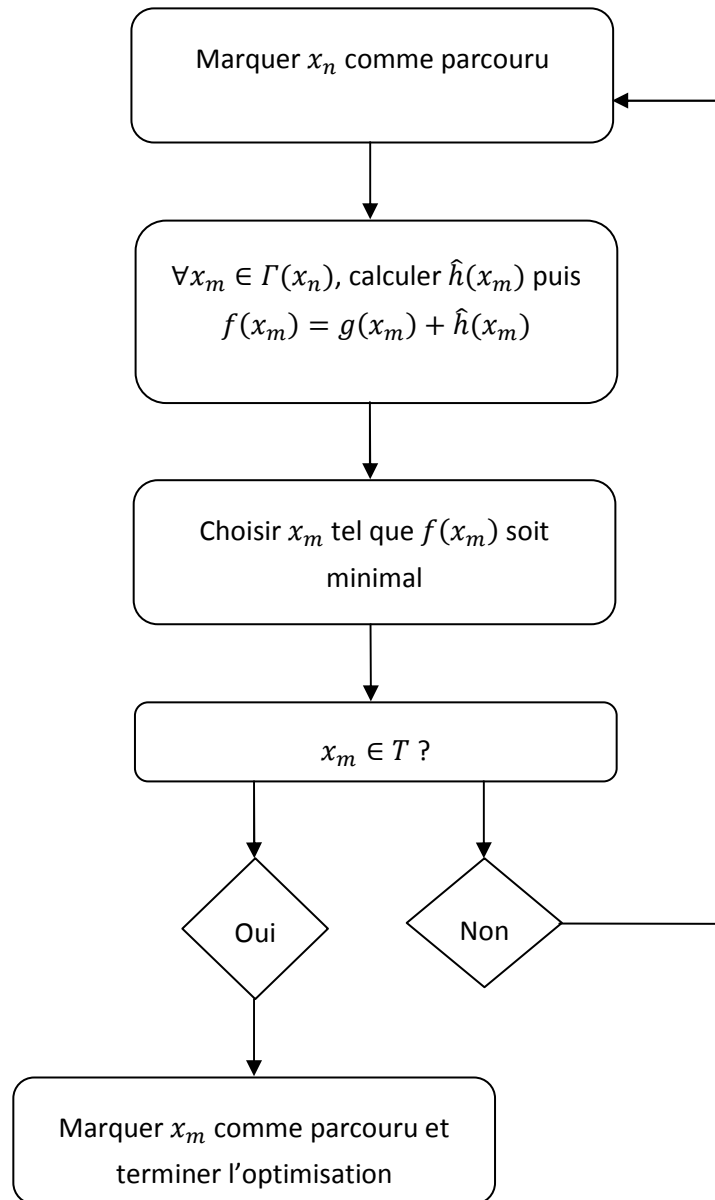


Figure 10 : Fonctionnement de l'algorithme A\*



### 2.5.3. L'algorithme Séparation et Évaluation (Branch & Bound)

L'algorithme de Séparation et Évaluation utilise également la théorie des graphes, c'est-à-dire qu'il permet de résoudre un problème d'optimisation combinatoire. L'algorithme fonctionne en deux étapes. La première consiste à séparer l'ensemble des solutions possibles en sous ensembles (ou branches), c'est la phase de séparation. La deuxième étape consiste à évaluer chacune de ces sous branches en majorant ses solutions possibles afin de pouvoir éliminer une branche si celle-ci a un maximum plus petit qu'un minimum ou une solution déjà connue d'une autre branche. De cette façon un optimum peut être trouvé en ne parcourant qu'une partie du graphe initial, cela permet de limiter les temps de calcul. Les deux étapes sont décrites plus en détail par la suite.

#### 2.5.3.a. Séparation

Contrairement au cas précédent de l'algorithme  $A^*$ , le graphe ne représente plus les divers états possibles du système mais l'ensemble des commandes admissibles. Une solution étant toujours un ensemble de commandes  $(c_1, c_2, \dots, c_n)$ ,  $n$  étant le nombre d'étapes. A chaque étape chaque commande peut prendre  $m$  valeurs différentes,  $m$  pouvant être indépendant de l'étape considérée. En prenant le cas où  $m$  est indépendant de  $n$ , il y a donc  $m^n$  solutions possibles. La phase de séparation de l'algorithme consiste à diviser cet ensemble de  $m^n$  solutions en plusieurs sous ensembles. Si ces ensembles sont non disjoints certaines solutions sont obtenues plusieurs fois. Chaque sous ensemble est ensuite divisé à son tour, le tout de façon récursive. On retrouve ici l'image de l'arbre dont chaque branche principale se ramifie en des branches plus petites qui elles mêmes donnent naissance à plusieurs autres branches, la branche finale étant la feuille. Un exemple est montré sur la *Figure 11*, dans lequel  $m$  varie en fonction de  $n$ .

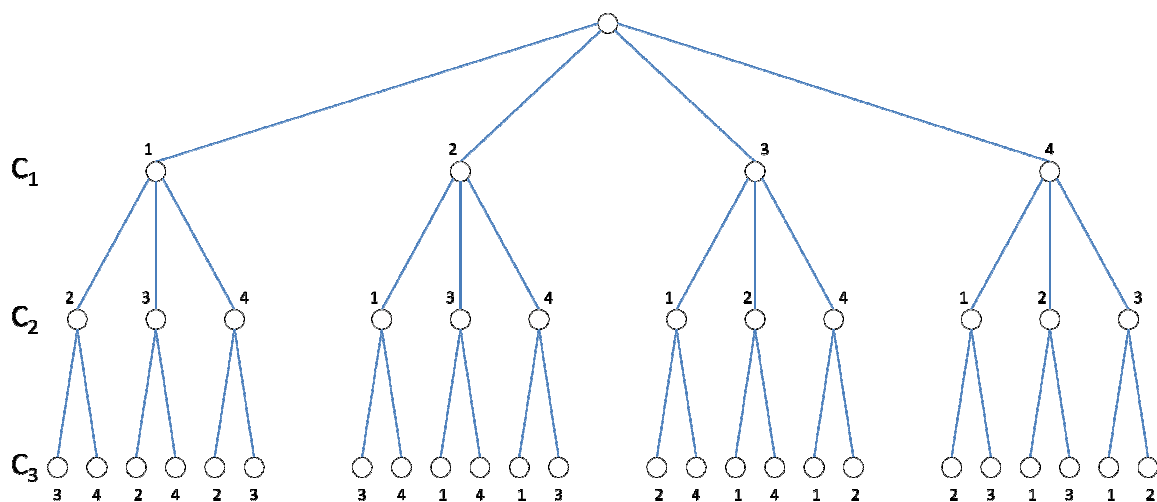


Figure 11 : Exemple d'arbre d'algorithme évaluation et séparation avec  $n = 3$  et  $m$  variable

### 2.5.3.b. Évaluation

Pour cette phase, supposons que le problème consiste à maximiser la fonction objectif. La phase d'évaluation de l'algorithme parcourt le graphe de façon à minimiser le nombre de calculs tout en assurant une solution optimale. Chaque sous ensemble est parcouru « de manière optimiste », c'est-à-dire qu'un majorant de la sous branche est recherché. Ce majorant doit être le plus proche possible de la solution optimale tout en ne demandant que peu de calculs pour être trouvé.

La première branche est parcourue en entier, la solution trouvée est la première valeur de référence. Celle-ci est ensuite comparée au majorant de chaque sous branche faisant partie de la même branche d'origine, et de façon récursive jusqu'à remonter aux premières branches de l'arbre. Ainsi, si le majorant d'une sous-branche est inférieur à la valeur de référence, les solutions de cette sous-branche sont ignorées. Sinon, le majorant du niveau inférieur de l'arbre est calculé et comparé à la valeur de référence et ainsi de suite. Si une solution est meilleure que la solution de référence, elle devient elle-même la solution de référence.

Pour illustrer ce fonctionnement, considérons l'exemple décrit dans la *Figure 12*. Le principe de construction de l'arbre est le suivant : chaque branche complète de l'arbre ne peut utiliser qu'une seule fois les valeurs 1, 2, 3 et 4. Supposons que la fonction objectif est la maximisation de la valeur totale de la branche et que  $c_1$  rapporte une fois sa valeur,  $c_2$  trois fois sa valeur et  $c_3$  deux fois sa valeur. Il nous reste encore à définir les majorants de chaque branche, prenons le majorant d'une branche de  $c_2$  comme étant 6 fois la valeur maximale des sous branches, le majorant d'une branche de  $c_3$  étant 2,1 fois la valeur maximale des sous branches. L'algorithme reste valable quel que soit le majorant choisi. Mais le nombre de calculs peut être limité en prenant le majorant aussi petit que possible.

Commençons par calculer la solution d'une première branche, on choisit de toujours commencer par les valeurs de  $c$  les plus grandes, donc par la branche (4,3,2), le gain total est de  $4*1+3*3+2*2 = 17$ . La première solution de référence est 17 (*Figure 12*). Un calcul identique est effectué pour la branche (4,3,1), la solution est  $15 < 17$ . Ensuite le majorant de la branche (4,2,x) est calculé, il vaut  $4*1+2*3+2.1*3 = 16.3 < 17$ . La branche n'est pas plus développée car son majorant est inférieur à la solution optimale déjà trouvée. La même chose est effectuée pour la branche (4,1,x) puis pour la branche (3,x,x). Le majorant de cette dernière vaut  $3+4*6 = 27$ . La branche est donc développée au-delà. L'algorithme poursuit ainsi et ne calcule que 6 solutions au total sur les 24 possibles. La solution optimale est 20 pour la branche (2,4,3).

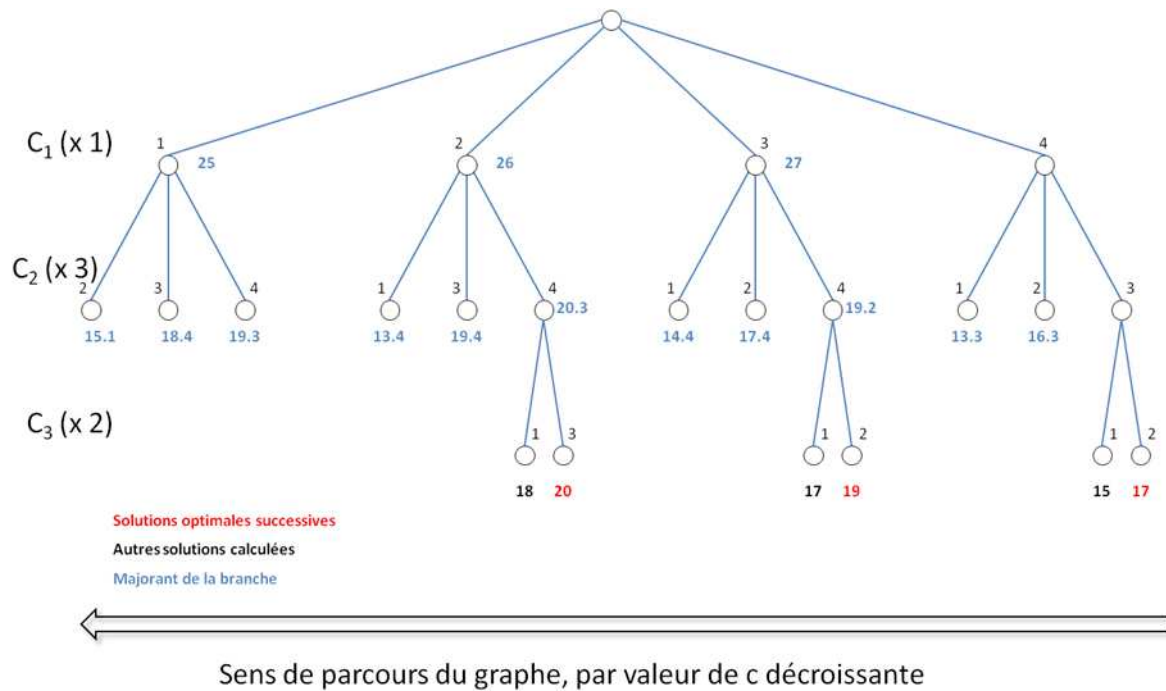


Figure 12 : Parcours du graphe par l'algorithme de séparation et évaluation

Dans cet exemple très simple, l'algorithme de séparation et évaluation trouve la solution optimale sans parcourir l'intégralité du graphe car il est possible de calculer très rapidement le majorant d'une sous-branche. Des contraintes sur le système ou sur les commandes diminueraient le nombre de calculs à effectuer en limitant le nombre de commandes accessibles à chaque étape. Il existe plusieurs méthodes pour parcourir le graphe par l'algorithme de séparation et évaluation comme celles décrites dans [NARE 77] et [SOMO 04].

#### 2.5.4. La programmation dynamique

La programmation dynamique est une méthode d'optimisation mise en œuvre par R. Bellman [BELL 57]. Le système étudié est décrit intégralement par une variable d'état *discrétisée* temporellement qui peut être soumise à des contraintes. La programmation dynamique permet le parcours de tous les états accessibles à tous les pas de temps de l'optimisation, cet algorithme est donc très performant dans un cadre d'étude séquentiel. Comme l'ensemble de l'espace des états situés dans l'intervalle de contrainte est balayé, la séquence de commandes obtenue est forcément optimale, dans les conditions de discrétisation retenues. En contrepartie, les temps de calcul de l'algorithme d'optimisation sont plus longs que pour un algorithme utilisant des méthodes heuristiques. Cet algorithme est plus efficace avec un grand nombre de contraintes car elles limitent l'espace des états.

### 2.5.4.a. Fonctionnement de la programmation dynamique

Nous nous plaçons dans un cadre *déterministe*, où toutes les valeurs des sollicitations futures sont connues. Le cas stochastique n'est pas développé dans ce travail de thèse. La discrétisation du temps est effectuée selon un pas de temps fixe  $\Delta t$ . Une optimisation par la programmation dynamique s'effectue sur  $N$  pas de temps, l'horizon de travail est donc fini. Une variable d'état décrivant aussi bien que possible le système étudié est discrétisée :

$$x(t) = x_t \in X_t, X_t \subset \mathbb{R}^{N_e} \quad \text{II.2.6}$$

avec  $X_t$  l'ensemble des états admissibles de dimension  $N_e$ . Le vecteur commande  $u$  est également discrétisé, il comprend  $N_c$  dimensions :

$$u(t) = u_t \in U_t, U_t \subset \mathbb{R}^{N_c} \quad \text{II.2.7}$$

avec  $U_t$  l'ensemble des commandes admissibles. L'équation d'état à chaque pas de temps  $t$  est alors :

$$x(t) = x_t, \quad x(t+1) = f(x(t), u(t), t) \quad \text{II.2.8}$$

Les bornes de l'ensemble  $X_t$  et  $U_t$  sont définies selon les besoins au début de chaque optimisation.

$\Gamma_t(x_t)$  désigne l'ensemble des successeurs possibles de  $x_t$ ,  $\Gamma_t$  étant une correspondance de  $X_t$  dans  $X_{t+1}$ . La fonction valeur, définie comme le prix de passage d'un état  $x$  à  $t$  à un autre état  $x$  à  $t+1$  est :

$$v(x_t, x_{t+1}), x_{t+1} \in \Gamma_t(x_t) \quad \text{II.2.9}$$

Supposons que nous travaillons dans le sens chronologique, on définit une fonction coût qui est la somme des coûts de  $t_0$  à  $t$  :

$$V_0^t = \sum_{j=0}^{t-1} v(x_j, x_{j+1}) \quad \text{II.2.10}$$

Cette fonction coût caractérise l'ensemble des états parcourus pour chaque pas de temps jusqu'à  $t$ , c'est le coût total d'une politique (ou stratégie). L'objectif est de trouver une politique, ou plutôt le vecteur commande correspondant, qui maximise (ou minimise) la fonction coût  $V$  définie ci-dessus :

$$J = \max_{pol} V_0^N \quad \text{II.2.11}$$

Pour éviter de calculer le coût total de l'ensemble des politiques (*pol*) possibles, le principe de Bellman est appliqué.

### 2.5.4.b. Principe d'optimalité de Bellman

La politique optimale est obtenue à partir de l'équation II.2.11 en comparant toutes les politiques possibles existantes. Le nombre de régulation possible augmente donc avec une augmentation du nombre d'états  $Ne$  et de la durée de la période optimisée, et avec une diminution de la durée du pas de temps  $dt$ . Le nombre de calculs à effectuer augmente alors considérablement tout comme les durées d'optimisation. Le parcours de l'ensemble du spectre des solutions possibles a donc un coût important en temps de calcul.

Le principe d'optimalité de Bellman facilite la recherche de la politique optimale en divisant ce problème de décision en des problèmes plus courts : « une politique optimale ne peut être formée que de sous-politiques optimales » [BELL 57]. L'équation de Bellman est l'équivalent en temps discret de l'équation d'Hamilton-Jacobi-Bellman [BRYN 75]. Dans notre cas d'étude, une politique optimale de  $t_0$  à  $t = N$  ne peut être formée que de sous politiques optimales de  $t = 1$  à  $t = N$ . Cette sous-politique optimale ne peut elle-même être composée que de sous-politiques optimales de  $t = 2$  à  $t = N$  et ainsi de suite. Ainsi l'équation II.2.11 devient :

$$J = \max_{pol} [V_0^N] = \max_{pol} [v_0(x_0, x_1) + \max_{pol} [V_1^N]] \quad \text{II.2.12}$$

Concrètement, si à un pas de temps donné, plusieurs politiques arrivent au même état, alors il suffit de ne garder que la politique optimale, toutes les autres peuvent être éliminées. Cela permet de travailler en *séquences*. Ainsi, de nombreuses politiques sont éliminées à chaque séquence, le nombre de calculs à effectuer et donc les temps d'optimisation sont réduits.

En résumé, il s'agit de trouver une séquence de commande  $U_N = (u_0, u_1, \dots, u_N)$  permettant de maximiser une fonction définie par (II.2.12), d'après un système décrit par (II.2.8) avec des contraintes à la fois sur la variable d'état du système (II.2.6) et sur la commande (II.2.7).

Pour illustrer ce principe un cas simple est présenté sur la *Figure 13*. La variable d'état est discrétisée en cinq intervalles, donc avec six sommets. Après un premier pas de temps, six politiques passent à  $t_1$  par les états 1, 2, 3, 4, 5 et 6 avec un coût pour arriver à ces états respectivement de  $c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6$ . Au pas de temps suivant, ces six politiques ont une commande parmi l'ensemble  $U_t$  les menant au même état 4. Seule la politique optimale est retenue pour l'état 4 à  $t_2$ . On suppose ici qu'il faut minimiser la fonction de coût. Pour cela les coûts sont calculés (équation II.2.9) pour ces six politiques, ils sont respectivement  $v_{t1}(1_{t1}, 4_{t2}), v_{t1}(2_{t1}, 4_{t2}), v_{t1}(3_{t1}, 4_{t2}), v_{t1}(4_{t1}, 4_{t2}), v_{t1}(5_{t1}, 4_{t2})$  et  $v_{t1}(6_{t1}, 4_{t2})$ .

Il est maintenant possible de comparer les six politiques et de ne garder que la politique optimale :

$$\begin{aligned} \text{Max}[V_2^N] = \text{Max}[c_1 + v_{t_1}(1_{t_1}, 4_{t_2}), c_2 + v_{t_1}(2_{t_1}, 4_{t_2}), c_3 + v_{t_1}(3_{t_1}, 4_{t_2}), c_4 \\ + v_{t_1}(4_{t_1}, 4_{t_2}), c_5 + v_{t_1}(5_{t_1}, 4_{t_2}), c_6 + v_{t_1}(6_{t_1}, 4_{t_2})] \end{aligned} \quad \text{II.2.13}$$

Dans cet exemple, la politique allant de l'état initial passant par  $1_{t_1}$  et arrivant à  $4_{t_2}$  est supposée optimale, toutes les autres politiques sont abandonnées. Au pas de temps suivant, les politiques partant de  $4_{t_2}$  ont un coût initial de  $c_1 + v_{t_1}(1_{t_1}, 4_{t_2})$ . Sur plusieurs pas de temps, le fonctionnement de la programmation dynamique est résumé dans la Figure 14, la variable d'état  $E$  est contrainte dans un intervalle  $[E_{\min}, E_{\max}]$ .

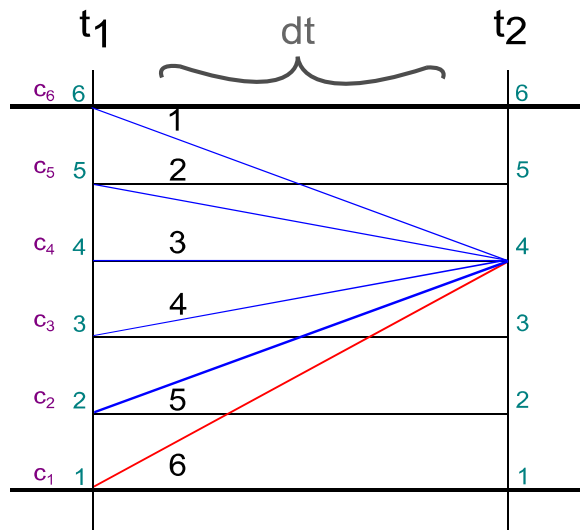


Figure 13 : Élimination de politiques lors de la programmation dynamique

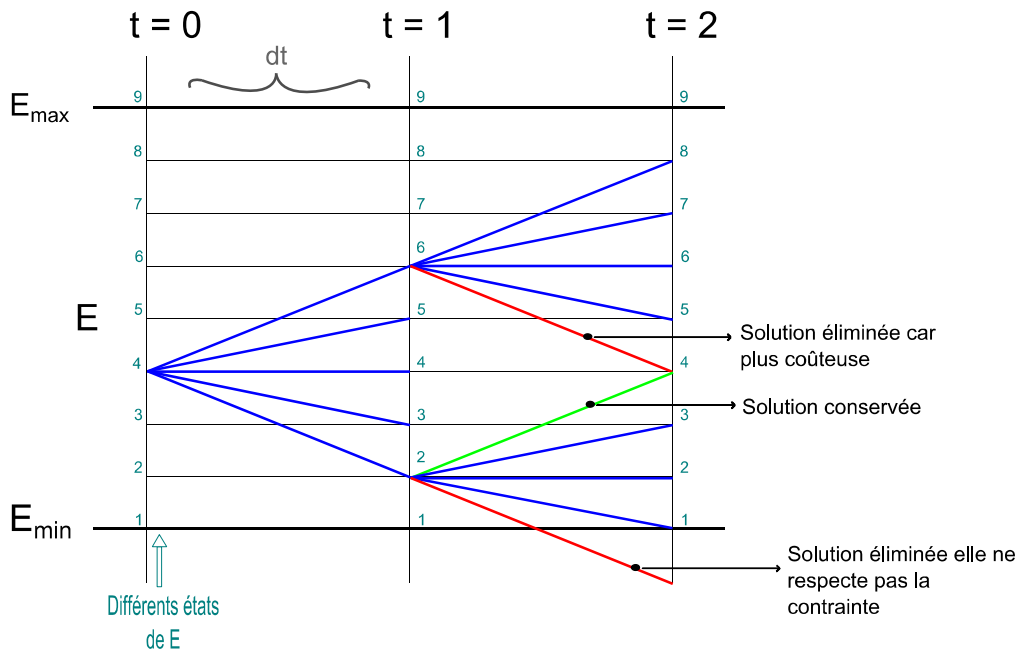


Figure 14 : fonctionnement de la programmation dynamique sur plusieurs pas de temps

### 2.5.4.c. Optimisation multicritère

Dans le cadre d'une optimisation multicritère, deux alternatives sont possibles. Soit garder une seule fonction valeur avec un coefficient de pondération pour chaque sous fonction valeur. L'équation II.2.9 devient dans ce cas :

$$v(x_t, x_{t+1}) = a v_1(x_t, x_{t+1}) + b v_2(x_t, x_{t+1}) + \dots \quad \text{II.2.14}$$

avec

$v_1$  et  $v_2$  les fonctions valeurs des différents objectifs

$a, b$  les coefficients de pondérations

Les coefficients de pondérations sont fixés au début de l'optimisation, ce sont eux qui vont orienter l'algorithme d'optimisation qui ne fournit qu'une seule solution, la solution optimale selon la fonction objectif. L'importance relative des objectifs les uns par rapport aux autres est donc fixée a priori, une bonne connaissance du système régulé et des enjeux est nécessaire. Dans le cas contraire, la priorisation d'un objectif par rapport à un autre doit se faire a posteriori, quand toutes les solutions possibles sont calculées. Pour cela, chacune des sous fonctions valeurs est calculée et intégrée à une fonction valeur globale, celle-ci a la même dimension que le nombre d'objectifs :

$$v(x_t, x_{t+1}) = \begin{cases} v_1(x_t, x_{t+1}) \\ v_2(x_t, x_{t+1}) \\ \text{etc} \end{cases} \quad \text{II.2.15}$$

La fonction coût devient alors :

$$V_0^t = \sum_{j=0}^{t-1} v_j(x_j, x_{j+1}) = \begin{cases} \sum_{j=0}^{t-1} v_1(x_j, x_{j+1}) \\ \sum_{j=0}^{t-1} v_2(x_j, x_{j+1}) \\ \text{etc} \end{cases} \quad \text{II.2.16}$$

Dans ce cas, plusieurs politiques peuvent être retenues à chaque état de chaque pas de temps. En effet, une politique n'est éliminée que si elle est dominée, c'est-à-dire qu'elle est moins performante sur l'ensemble des sous fonctions coûts qu'une autre politique arrivant au même état au même pas de temps. A la fin de l'optimisation, il y a alors pour chaque état une ou plusieurs solutions non dominées. L'ensemble des solutions non dominées sur **tous** les états considérés représentent un front de Pareto. Un front de Pareto est présenté sur la *Figure 15*.

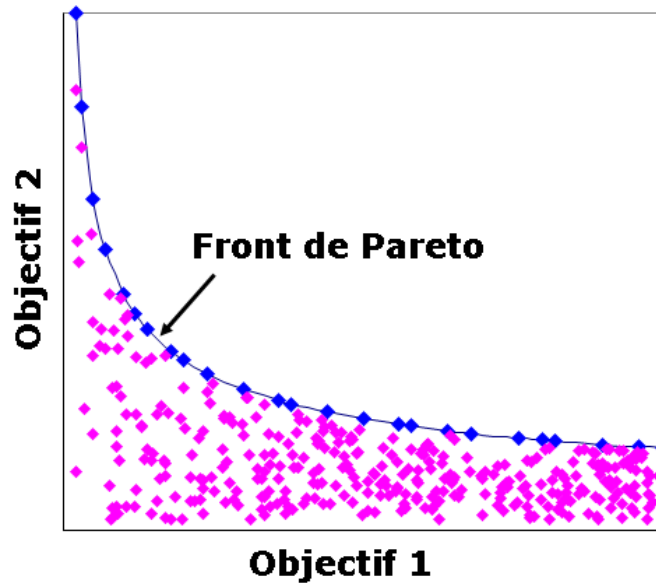


Figure 15 : Front de Pareto - maximisation de deux objectifs

Chaque point bleu représente une solution qui n'est dominée par aucune autre solution. Les points violets représentent les solutions qui sont dominées sur les deux objectifs par au moins une autre solution. Le choix de la solution optimale se fait donc a posteriori parmi l'ensemble des solutions du front de Pareto suivant l'importance relative des objectifs.

## 2.5.4.d. Adaptation possible de la programmation dynamique

### 2.5.4.d.i. Commande fixée ou état fixé ?

Dans l'exemple d'utilisation du principe de Bellman du paragraphe 2.5.4.b, chacune des régulations arrive exactement au sommet de l'état 4 à  $t_2$  (Figure 13). Ce cas est possible quand la variable d'état est discrète, par exemple dans une application de la programmation dynamique à la gestion de stock. Par exemple, il y a exactement 4 ou 5 fenêtres en stock, une valeur de 2,3 fenêtres n'est pas possible. Mais si la variable d'état n'est pas discrète mais continue, il faut la discrétiser pour pouvoir appliquer la programmation dynamique. Dans ce cas, une régulation n'arrive pas forcément sur un sommet du graphe de la programmation dynamique. Si la variable d'état est la température d'une pièce dans un bâtiment, la politique issue d'une commande de chauffage donnée n'arrive pas forcément sur un sommet du graphe. Par exemple, suite à une commande de chauffage de 1000 W, la température peut se situer à 19.8 °C alors que les sommets du graphe seraient 19 °C ou 20 °C. La Figure 13 devient alors :



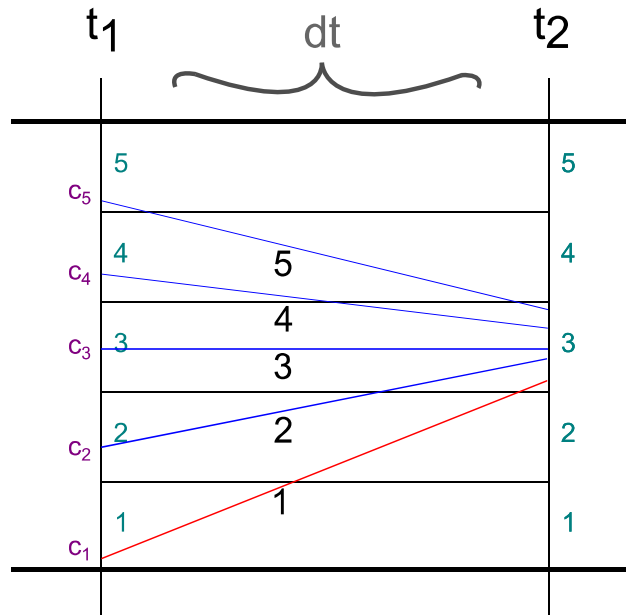


Figure 16 : Exemple de programmation dynamique où les sommets du graphe ne sont pas forcément atteints

Il y a deux solutions à ce problème. La première solution est appelée « commande fixe, état calculé ». Le sommet n'est plus un point du graphe mais une ligne, alors toutes les températures comprises entre 18.5 °C et 19.5 °C sont comprises dans le sommet 19 °C, sur la *Figure 16* toutes les régulations conduisent à l'état 3 à  $t_2$ . L'équation II.2.9 devient alors :

$$v(x_t \pm \alpha, x_{t+1} \pm \alpha), x_{t+1} \in \Gamma_t(x_t) \quad \text{II.2.17}$$

avec  $\alpha$  la « largeur » d'un sommet, c'est-à-dire un intervalle de discrétisation de la variable continue  $x$ . Quand le principe d'optimalité de Bellman est appliqué et que toutes les politiques sauf une sont éliminées parmi celles arrivant au même état au même pas de temps, ces politiques n'ont plus strictement la même valeur de la variable d'état. Toutes les politiques sont supprimées sauf une en se basant sur le fait qu'elles auraient toutes exactement le même comportement par la suite. Or les politiques comparées ne sont pas strictement identiques au sens de la variable d'état, il est donc possible d'éliminer une politique qui pourrait s'avérer avantageuse par la suite. Une solution à ce problème est d'affiner la discrétisation de la variable d'état, les politiques comparées seraient plus proches. En réduisant l'intervalle de discrétisation de la variable d'état, la probabilité de commettre une erreur lors de la comparaison de politiques est donc réduite, mais le temps de calcul augmente.

Il est donc préférable d'utiliser la méthode inverse : la valeur de l'état recherché est fixée à l'avance, la commande est calculée pour atteindre cette valeur (« état fixé, commande calculée »). Dans ce cas, quand deux politiques arrivent au même intervalle de la variable d'état, elles correspondent alors exactement à la même valeur de la variable d'état. Toute politique comparée puis éliminée a exactement le même comportement par la suite que celui de la politique retenue, à la seule condition que la variable d'état caractérise bien l'évolution du système. Dans ce cas, la

commande est calculée, on se ramène au cas de la *Figure 13* même si la variable d'état est continue. Il est préférable d'utiliser cette solution quand c'est possible.

#### *2.5.4.d.ii. Sens temporel ou sens inverse ?*

La programmation dynamique telle qu'elle est présentée dans le paragraphe 2.5.4.b et tout particulièrement dans l'équation II.2.12 est en sens temporel. Le principe d'optimalité de Bellman est appliqué entre deux pas de temps successifs, de l'état initial jusqu'au dernier pas de temps. Le sens inverse, celui qui remonte le temps, est équivalent. Le sens choisi dépend du cadre de l'étude. Par exemple, le point initial ou final de l'étude est très souvent fixe, l'autre extrémité du graphe étant libre, c'est à dire une surface de terminaison. On préfère en général partir de la contrainte, le point fixe, et étendre l'algorithme d'optimisation vers la surface de terminaison. Il est aussi possible que le sens « arrière » ne soit pas possible à cause de calculs de la valeur de la variable d'état impossibles dans ce sens. En effet, la fonction permettant le calcul de la variable d'état peut être surjective. Dans ce cas, si la variable d'état est fixée, la fonction inverse n'amène pas une solution unique.

#### **2.5.4.e. Limites de la programmation dynamique**

L'utilisation de la programmation dynamique pose plusieurs problèmes. Tout d'abord, les temps d'optimisation peuvent être très longs. En effet, l'ensemble de l'espace des états dans l'intervalle de contrainte est balayé. Plus le nombre de pas de temps et le nombre d'états sont élevés, plus les résultats sont précis mais cela nécessite un nombre de calculs importants.

Une autre limite réside dans le choix de la variable d'état. Celle-ci doit caractériser au mieux les évolutions du système étudié. Si cette variable ne représente pas complètement le système, le choix de la politique optimale peut être faux. Or la plupart des systèmes étudiés sont complexes, limiter l'étude à une seule variable peut entraîner des pertes d'information importantes. Le choix de la ou des variables d'état est primordial.

La différenciation des politiques peut ne pas être suffisante suite à une discrétisation insuffisante de la variable d'état ou du temps ou si la commande a un impact faible sur la variable d'état. Sur la *Figure 17*, à partir de l'état initial, toutes les commandes possibles arrivent sur le même état, le numéro 4, dont les bornes supérieures et inférieures sont représentées en vert. Une seule politique est retenue. A tous les pas de temps suivant, le même phénomène se produit, le graphe de la programmation dynamique n'est pas alors parcouru dans son ensemble, un seul état par pas de temps est utilisé. L'intérêt de la programmation dynamique est alors très limité.

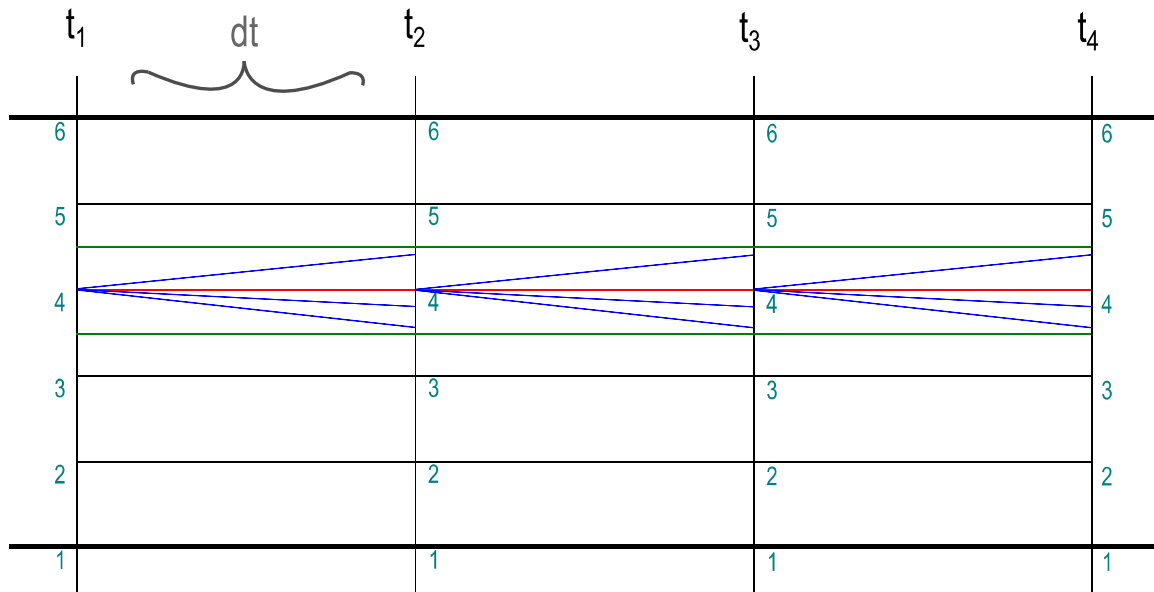


Figure 17 : Effet d'une mauvaise discrétisation sur l'algorithme de la programmation dynamique

**Quelques limites dans le cas d'application « commande fixe, état libre » :**

La séquence de commande optimale globale est trouvée grâce à la discrétisation du temps et de la variable d'état. Cette séquence de commande est donc optimale dans les conditions de discrétisation retenues. En affinant la discrétisation, il est possible de trouver une meilleure séquence de commande. Plus la discrétisation est fine, plus le système étudié se rapproche du cas continu qui permet d'identifier la meilleure séquence de commande possible.

Le choix d'effectuer une optimisation –commande fixe, état calculé- peut avoir des conséquences quant à la fiabilité de l'algorithme de programmation dynamique (Figure 18).

La figure de gauche montre un cas fictif d'application de la programmation dynamique avec trois états possibles numérotées de 1 à 3. Trois commandes différentes sont possibles, les commandes 0, 1 et 2. Deux pas de temps  $\Delta t = t1$  sont représentés. La figure de droite représente exactement le même cas excepté que le pas de temps est le double de celui du cas précédent. Un pas de temps fictif est tracé au milieu pour bien marquer l'analogie avec la figure de gauche. Dans les deux cas, pour chaque pas de temps, seule la politique optimale pour chaque état est conservée. On suppose pour cela que la commande 0 est la moins chère, et l'action 2 la plus chère.

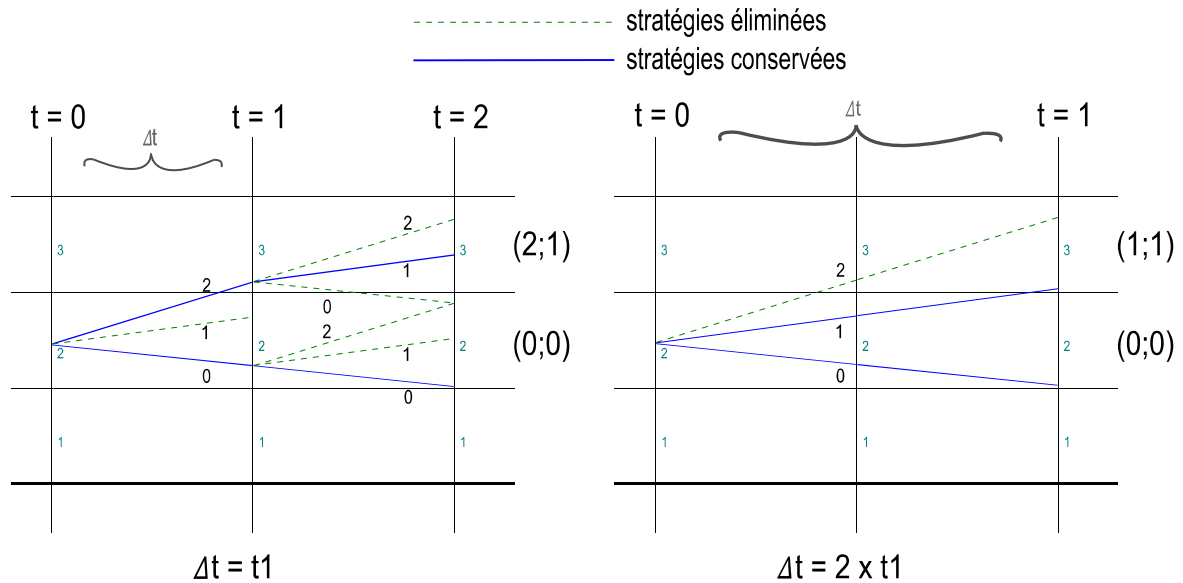


Figure 18 : Influence du pas de temps  $\Delta t$  et du type de programmation dynamique sur les résultats

Sur la figure de gauche, au bout d'un pas de temps, la politique issue de la commande 1 est éliminée car elle est sur le même intervalle d'état (n°2) que la politique issue de la commande 0. Après un deuxième pas de temps, les états 2 et 3 sont atteints, avec comme politique optimale respectivement (0;0) et (2;1).

Sur la figure de droite les trois mêmes commandes sont appliquées mais pour un pas de temps double. Les deux mêmes états sont atteints mais les politiques optimales sont respectivement (0;0) et (1;1). La politique pour atteindre l'état 3 coûte donc moins cher que dans le cas précédent où le pas de temps est plus petit.

Cette différence entre les résultats de l'algorithme de la programmation dynamique pour deux pas de temps différents s'explique par la discrétisation de la variable optimisée. En effet, celle-ci est continue, et deux politiques arrivant sur le même état n'ont pas pour autant la même valeur de variable d'état. Or le point de départ d'un pas de temps est toujours la valeur de la variable d'état retenue pour le pas de temps précédent. Ces deux valeurs étant différentes (mais dans le même intervalle d'état), la même commande produit encore deux valeurs différentes, qui peuvent être sur deux intervalles d'états différents. C'est ce qui se passe ici. Une discrétisation inappropriée du pas de temps et de la variable d'état peut ainsi entraîner l'élimination de politiques à un pas de temps donné qui auraient pu être intéressantes au pas de temps suivant. Ce problème existe car à un pas de temps donné, pour un état donné, plusieurs politiques sont comparées alors qu'elles ne conduisent pas exactement à la même valeur de la variable d'état, bien qu'elles soient dans le même intervalle. Pour éviter au maximum ce problème, il est nécessaire de discrétiser les variables temporelles et d'état de la façon la plus fine possible tout en maintenant des temps d'optimisation acceptables. Une étude de sensibilité sur les différents paramètres de discrétisation doit donc être conduite dans un premier temps, ce qui est fait dans la première partie du Chapitre 3, ces paramètres peuvent ensuite être appliqués pour le reste du travail de thèse.

### 2.5.5. Choix de l'algorithme d'optimisation

Le choix du meilleur algorithme d'optimisation -  $A^*$ , Séparation et Évaluation ou Programmation Dynamique – ne peut être justifié que pour le cas d'étude considéré.

Les deux premiers algorithmes d'optimisation combinatoires que nous avons décrits – l'algorithme  $A^*$  et l'algorithme de *Séparation et Évaluation* – utilisent des estimations qui sont soit des majorants soit des minorants du coût de la prochaine étape ou de la politique entière. Ces estimations nécessitent une connaissance approfondie du modèle étudié, et une précision suffisante permettant à la fois de ne pas commettre d'erreur dans l'algorithme mais aussi d'accélérer sa résolution.

Nous avons plusieurs cas d'études pour la mise en place d'une régulation optimale d'un bâtiment. Le premier se déroule en période hivernale et consiste soit à minimiser la consommation énergétique du système de chauffage, soit à effacer celle-ci pendant une période de pointe. Le seul minorant possible est alors de ne pas utiliser de chauffage du tout. A ce moment là, toutes les branches de l'algorithme de *Séparation et Évaluation* ont le même minorant : 0. Une branche ne peut donc pas être éliminée par rapport à une autre, l'algorithme d'optimisation perd beaucoup de son intérêt et l'ensemble des solutions possibles risquent d'être calculé.

L'effacement de la consommation d'électricité pendant la période de pointe nécessite un stockage d'énergie dans la masse thermique du bâtiment dans les heures précédentes permettant de maintenir le confort thermique pendant ces périodes. Pendant les pas de temps précédents la période de pointe, il faut donc augmenter la consommation d'électricité. L'algorithme  $A^*$  développe en premier lieu les états jugés optimaux par le minorant, celui-ci est calculé sur l'ensemble de l'horizon d'étude. Encore une fois, c'est la recherche d'un minorant qui pose problème, car il est très difficile à trouver pour un système dynamique aussi complexe qu'un bâtiment.

Sur ce seul cas de la régulation du système de chauffage électrique en période hivernale, nous avons montré que les deux algorithmes dits  $A^*$  et de *Séparation et Évaluation* ne sont pas pertinents. Le choix du majorant ou du minorant étant primordial dans ces algorithmes, il n'est pas certain qu'ils fonctionnent également de façon optimale dans le cas d'étude estival où le seul objectif est alors le maintien du confort thermique dans le bâtiment.

L'algorithme d'optimisation retenu pour le travail effectué par la suite est donc la programmation dynamique. Cet algorithme peut s'appliquer dans tous les cas d'études, il ne nécessite pas d'estimations issues de la connaissance du problème pouvant entraîner des erreurs, permet d'explorer l'ensemble des états possibles à chaque pas de temps tout en limitant le nombre de calculs à effectuer grâce au principe d'optimalité de Bellman.

# 3. LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE APPLIQUÉE À LA GESTION ÉNERGÉTIQUE DU BÂTIMENT

## 3.1. Définition de la variable d'état

La variable d'état doit représenter de manière synthétique l'état du système étudié et son comportement. Dans le cadre de cette thèse, le système étudié est un bâtiment, son comportement est son évolution thermique qui est caractérisé par les changements de température des mailles du bâtiment (2.1.2). Les mailles n'ont pas toutes la même importance dans le stockage de l'énergie thermique, cela dépend de leur capacité thermique. Nous appelons énergie de la maille  $i$ , le produit de sa température par sa capacité thermique, ce qui correspond à la variable d'état enthalpie en considérant une température de référence de 0 °C. En l'absence de phénomènes importants de changement de phase et au pas de temps  $n$ , elle s'écrit :

$$E_i^n = C_i T_i \quad \text{II.3.1}$$

avec

$T_i$  la température de la maille  $i$  [°C]

$C_i$  la capacité thermique de la maille  $i$  [J/°C]

Pour caractériser correctement le bâtiment par la variable d'état, il faut donc autant de variables d'état que de mailles dans le bâtiment. Or pour des raisons de simplicité et d'efficacité de l'optimisation, une seule variable d'état est retenue : l'énergie totale stockée dans le bâtiment, c'est à dire la somme des énergies de toutes les mailles. L'énergie totale du bâtiment au pas de temps  $n$  s'écrit :

$$E^n = \sum_{i=1}^{nbr\_mailles} E_i^n = \sum_{i=1}^{nbr\_mailles} C_i T_i \quad \text{II.3.2}$$

L'énergie totale du bâtiment, qui est la somme du produit de toutes les températures de maille par leur capacité thermique respective, est une variable unidimensionnelle prenant en compte toutes les composantes du système. Cette énergie comprend celle dans l'enveloppe du bâtiment, mais également celle contenue dans l'air et le mobilier. Aucun stockage actif du type ballon d'eau chaude ou batterie n'est pris en compte dans la présente étude.

Une remarque doit être faite quand à l'utilisation de cette variable comme variable d'état de la programmation dynamique. Si deux politiques -ou régulations- mènent à la même valeur d'énergie, alors la plus coûteuse selon la fonction coût est éliminée. D'après le principe de Bellman,

les deux politiques auraient le même comportement par la suite, car elles auraient la même valeur de la variable d'état. Mais deux politiques ayant la même valeur d'énergie à un instant donné ne veulent pas forcément dire deux états identiques du bâtiment. En effet, la somme des énergies de toutes les mailles est certes identique, mais cela ne veut pas dire que les températures de toutes les mailles sont identiques. On peut tout de même supposer que ces températures sont proches car les températures varient lentement dans un bâtiment -hormis dans la maille d'air-, elles varient donc peu entre deux pas de temps de 30 min ou une heure.

## 3.2. Relation entre l'énergie $E$ et la commande utilisée

Dans le paragraphe 2.5.4.d.i, nous avons vu qu'il est préférable de calculer la commande (par exemple la puissance de chauffage) pour arriver à un état déterminé à l'avance pour un meilleur fonctionnement de la programmation dynamique (« état fixe, commande calculée »). En fixant un niveau d'énergie à atteindre à l'instant  $t + dt$ , la commande à fournir entre  $t$  et  $t + dt$  est calculée pour atteindre ce niveau d'énergie. Dans ce paragraphe, nous explicitons le calcul de la commande nécessaire pour atteindre une valeur d'énergie donnée.

Dans un premier temps il est nécessaire de calculer l'énergie totale stockée dans le bâtiment. La méthode choisie consiste à utiliser la modélisation thermique du bâtiment présentée dans le chapitre précédent :

$$\begin{cases} C \dot{T}(t) = A T(t) + E U(t) \\ Y(t) = J T(t) + G U(t) \end{cases} \quad \text{II.3.3}$$

Une sortie est ajoutée pour chaque zone au vecteur des sorties  $Y$ , celle-ci étant l'énergie de la zone telle qu'elle est calculée dans l'équation II.3.2. Pour chaque zone, le vecteur des sorties  $Y$  correspondant comprend pour l'instant les températures de toutes les zones. L'énergie de la zone est calculée et ajoutée à  $Y$  à la suite, il y a donc maintenant pour chaque zone un vecteur de sortie de taille  $\text{nb}_{\text{zones}} + 1$ . Prenons un exemple avec un bâtiment bizona, le vecteur  $Y$  de la première zone est :

$$Y_{\text{zone1}} = \begin{pmatrix} T_{\text{zone1}} \\ T_{\text{zone2}} \\ E_{\text{zone1}} \end{pmatrix} \quad \text{II.3.4}$$

avec

$T_{\text{zone1}}$  et  $T_{\text{zone2}}$  les températures des zones 1 et 2 [°C]

$E_{\text{zone1}}$  l'énergie de la zone 1 [J]

Pour obtenir ce résultat, la matrice  $J$  vaut :

$$J_{zone1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ C_1 & C_2 & \dots & C_{nb-maillles} \end{pmatrix} \quad \text{II.3.5}$$

car les températures des mailles d'air de chaque zone sont mises au début du vecteur des températures  $T$ , et avec

$C_i$  la capacité thermique de la maille  $i$  du modèle du bâtiment [J/°C]

$nb-maillles$  le nombre de mailles dans le modèle thermique du bâtiment.

La matrice  $G$  vaut :

$$G_{zone1} = \begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad \text{II.3.6}$$

Ensuite toutes ces matrices sont mises à la suite les unes des autres, par exemple :

$$Y = \begin{pmatrix} Y_{zone1} \\ Y_{zone2} \end{pmatrix} \quad \text{II.3.7}$$

La modélisation thermique du bâtiment est ensuite effectuée comme décrite dans le § 2.1.2. Ainsi dans le système d'équation suivant, l'énergie totale stockée dans chaque zone thermique se retrouve dans le vecteur des sorties  $Y_g^{n+1}$ .

$$\begin{cases} X_g^{n+1} = F.X_g^n + W_g^\alpha (U_g^{n+1} - U_g^n) + W_g^\beta (Y_g^{n+1} - Y_g^n) \\ Y_g^{n+1} = MGIF.X_g^n + MGIE.U_g^{n+1} - MGID.U_g^n + MGIC.Y_g^n \end{cases} \quad \text{II.3.8}$$

Les apports internes, les puissances de chauffage et de climatisation et les déperditions par la ventilation sont ajoutés dans la même variable du vecteur sollicitation :  $U_g^{n+1}[izone + 1]$  pour la zone thermique numéro  $izone$ .

Le rayonnement  $\phi_v$  passant à travers tous les vitrages du bâtiment est également compris dans cette variable à la place  $U_g^{n+1}[nb_{zones} + 2]$  avec  $nb_{zones}$  le nombre de zones du modèle thermique du bâtiment. Le vecteur des sollicitations est donc construit ainsi :

$U_g^n[1]$	$U_g^n[izone + 1]$	$U_g^n[Nb_{zones} + 2]$	$U_g^n[4]$	$U_g^n[...]$
$T_{ext}$	$P_{int} + P_{chauff} + P_{ventil}$ Zone n° $izone$	$\phi_v$	$\phi_1$	...

avec

$T_{ext}$  la température extérieure moyenne sur l'heure en cours [°C]

$P_{int}$  les apports internes pour la zone [W]



$P_{chauff}$	la puissance de chauffage pour la zone	[W]
$P_{ventil}$	les apports dus à la ventilation, ne sont comptés que la différence par rapport aux apports moyens déjà introduits dans le modèle thermique	[W]
$\varphi_v$	le flux solaire transmis par l'ensemble des vitrages	[W/m <sup>2</sup> ]
$\varphi_1, \varphi_2, \text{etc.}$	les flux solaires incidents sur chaque paroi de la zone	[W/m <sup>2</sup> ]

Les effets des commandes de chauffage, de ventilation, ou des volets sont donc tous inclus dans la variable des sollicitations  $U_g^{n+1}$ . En réécrivant l'équation II.3.8, on obtient :

$$MGIE.U_g^{n+1} = MGID.U_g^n - MGIF.X_g^n - MGIC.Y_g^n + Y_g^{n+1} \quad \text{II.3.9}$$

Il est donc possible pour chaque zone thermique de calculer la valeur du vecteur des sollicitations  $U_g^{n+1}$  pour que la ligne du vecteur de sortie correspondant à l'énergie de cette zone soit égale à l'énergie fixée à l'avance. En effet, les matrices  $MGIE$ ,  $MGIF$ ,  $MGID$  et  $MGIC$  sont fixes, et les valeurs de  $X_g^n$ ,  $U_g^n$  et  $Y_g^n$  sont issues du pas de temps précédent.

### 3.3. Sens temporel de la programmation dynamique

On remarque que pour calculer la valeur de la variable d'état, il faut que les valeurs des températures de toutes les mailles soient fixées (§ 3.1). On sait également qu'il est préférable de fixer la valeur de l'énergie à atteindre et calculer la commande en fonction (§ 2.5.4.d.i). Ces deux conditions imposent le sens temporel pour appliquer la programmation dynamique (§ 2.5.4.d.i). En effet, la valeur de l'énergie à atteindre est fixée à l'avance, le calcul de la commande dans le sens temporel est possible comme nous l'avons montré dans le paragraphe précédent. Mais l'inverse n'est pas possible, et cela pour deux raisons.

Tout d'abord, quand l'énergie finale du bâtiment est fixée (au dernier pas de temps de la régulation et donc le point de départ de l'optimisation), il existe un nombre infini de vecteurs des températures des mailles correspondant à cette valeur de l'énergie. Un choix concret et réaliste de vecteur des températures des mailles n'est pas facile.

Ensuite, si on écrit l'équation II.3.9 dans le cas du sens inverse on obtient :

$$MGIC.Y_g^n = MGID.U_g^n - MGIF.X_g^n - MGIE.U_g^{n+1} + Y_g^{n+1} \quad \text{II.3.10}$$

avec la valeur énergétique à obtenir dans le vecteur  $Y_g^n$  cette fois-ci. Dans cette équation, seul le vecteur  $Y_g^{n+1}$  et la valeur de  $E^n$  comprise dans  $Y_g^n$  sont connus.  $U_g^{n+1}$  est toujours le vecteur commande permettant de réaliser cette égalité. Les vecteurs  $U_g^n$  est inconnu car il comprend entre autres la commande du pas de temps précédent, qui n'a pas encore été calculée car on remonte le temps. Le vecteur de sorti  $X_g^n$  est donc aussi inconnu. On ne peut donc pas réaliser cette égalité

simplement avec le vecteur commande  $U_g^{n+1}$ . Le sens inverse de la programmation dynamique n'est donc pas possible dans notre cas d'étude. C'est le sens temporel de la programmation dynamique qui est utilisé tel qu'expliqué dans le paragraphe 2.5.4.a.

## 4. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE

Dans ce chapitre, différents algorithmes d'optimisation pour l'étude de la gestion énergétique d'un bâtiment ont été analysés (*Figure 19*). Pour cela ils ont été classés suivant l'utilisation ou non d'un modèle thermique du bâtiment dans un premier temps. Ensuite les algorithmes combinatoires et continus ont été étudiés. Finalement c'est la classe des algorithmes combinatoires qui a été retenue car elle est plus pertinente dans notre cas d'étude séquentiel. L'algorithme d'optimisation choisi est la programmation dynamique car il permet de trouver un optimum global à partir d'un modèle thermique dynamique du bâtiment.

La programmation dynamique fonctionne comme indiqué sur la *Figure 14*, le système étudié est caractérisé par une variable d'état qui est discrétisée de façon à obtenir un graphe. A partir du point de départ de l'optimisation, et à chaque pas de temps, des commandes sont calculées pour atteindre tous les états possibles de la variable d'état au pas de temps suivant. Les politiques ne respectant pas les contraintes sur la variable d'état et la commande sont éliminées. L'application du principe d'optimalité de Bellman réduit le nombre de politiques à calculer. La politique optimale obtenue est une séquence de commandes  $U = (u_1, u_2, \dots, u_N)$  minimisant ou maximisant une fonction objectif.

Dans le cas d'étude de la gestion énergétique du bâtiment, il est possible de relier la commande à la variable d'état considérée : l'énergie totale stockée dans le bâtiment. L'inertie thermique du bâtiment est bien prise en compte avec cette variable d'état. Or l'inertie thermique est essentielle pour la gestion énergétique car c'est elle qui permet de décaler le moment où les sollicitations sont utiles au bâtiment du moment où elles sont disponibles. C'est par exemple en utilisant l'inertie thermique qu'il est possible d'effacer la consommation électrique de chauffage d'un bâtiment pendant la période de pointe de consommation électrique, c'est ce que nous allons voir dans le prochain chapitre.

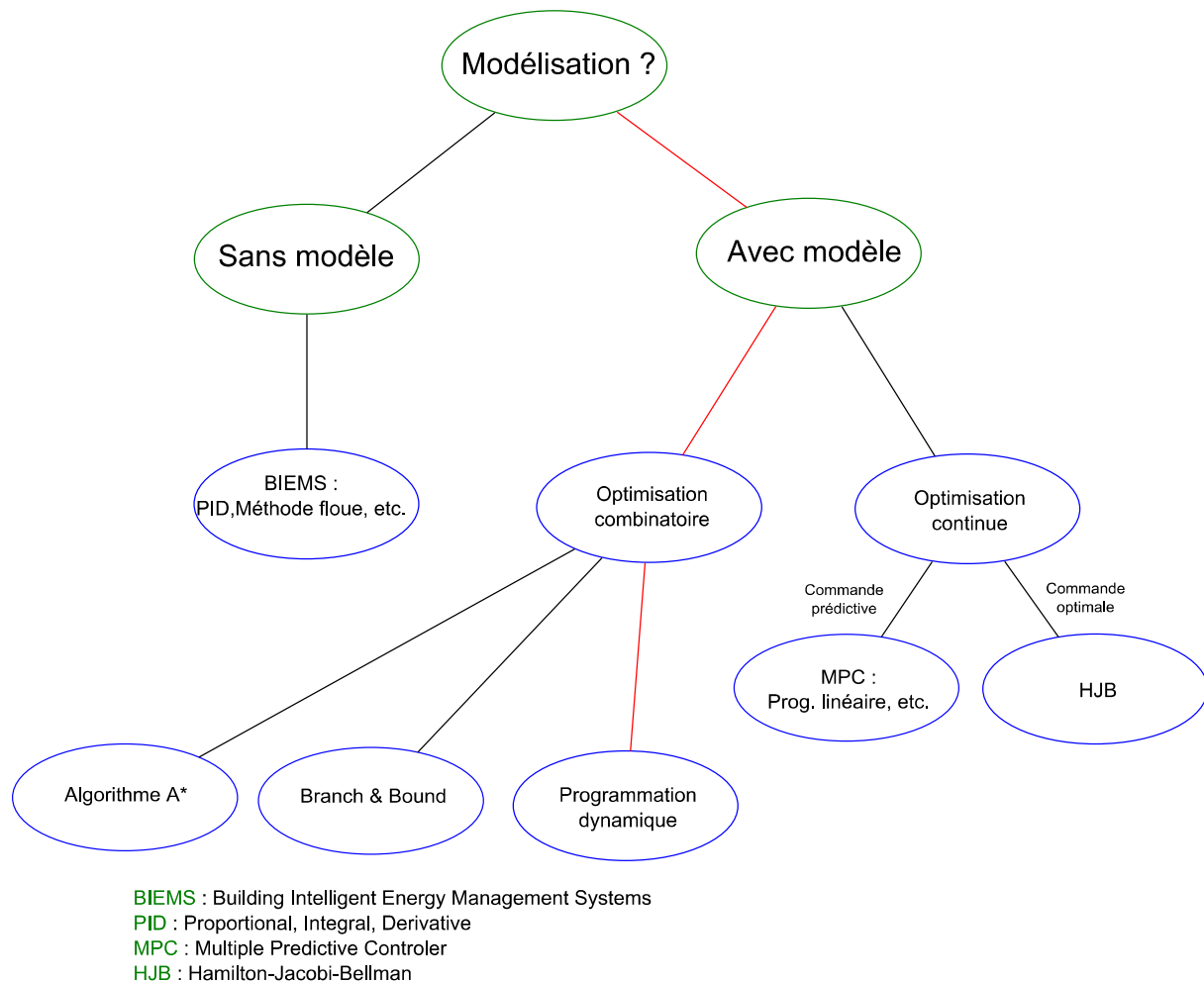


Figure 19 : Résumé des algorithmes d'optimisation analysés

***Chapitre III Stratégies de  
gestion énergétique d'un bâtiment  
pendant une période hivernale***

---

<b>1. CADRE DE L'ÉTUDE</b>	<b>86</b>
1.1. CALCUL DE LA COMMANDE DE CHAUFFAGE	87
1.2. PRÉSENTATION DU BÂTIMENT ÉTUDIÉ	88
1.3. PARAMÈTRES DE L'OPTIMISATION	91
<b>2. VALIDATION SUR UN CAS DE RÉFÉRENCE MONOZONE</b>	<b>92</b>
2.1. RÉSUMÉ DES PARAMÈTRES D'OPTIMISATION	93
2.2. RÉSULTATS POUR UNE SEMAINE D'OPTIMISATION PAR LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE	94
2.3. COMPARAISON AVEC UNE RÉGULATION CLASSIQUE	96
2.4. DISCUSSIONS SUR LES RÉSULTATS OBTENUS	97
2.4.1. INFLUENCE DE LA DISCRÉTISATION (NOMBRE D'ÉTATS NE)	98
2.4.2. INFLUENCE DU PAS DE TEMPS $\Delta T$	100
2.4.3. RÉDUCTION DU MODÈLE THERMIQUE DYNAMIQUE DU BÂTIMENT	101
2.5. CONCLUSION	103
<b>3. EFFACEMENT DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ PENDANT LA PÉRIODE DE POINTE</b>	<b>103</b>
3.1. LA POINTE DE CONSOMMATION ÉLECTRIQUE EN FRANCE	103
3.2. PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION	105
3.2.1. DESCRIPTION DE LA GRILLE TARIFAIRE	105
3.2.2. LES AUTRES PARAMÈTRES	106
3.3. RÉSULTATS D'OPTIMISATION POUR UNE SEMAINE	106
3.4. ENCHAÎNEMENT D'OPTIMISATIONS D'UNE JOURNÉE	109
3.5. RÉGULATION SUR UNE PÉRIODE LONGUE DE 3 MOIS	110
3.6. EFFACEMENT DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ SELON LES ÉMISSIONS DE CO <sub>2</sub>	112
3.6.1. CONSTRUCTION DE LA FONCTION COÛT	112
3.6.2. RÉSULTATS D'OPTIMISATION	115
<b>4. OPTIMISATION SUR UN MODÈLE THERMIQUE BIZONE</b>	<b>119</b>
4.1. MODÈLE THERMIQUE ET PARAMÈTRES D'OPTIMISATION	119
4.2. RÉSULTATS D'OPTIMISATION	121
4.3. COMPARAISON AUX RÉSULTATS D'UNE OPTIMISATION SUR UN MODÈLE THERMIQUE MONOZONE	123
<b>5. INFLUENCE DE L'INERTIE ET DU NIVEAU D'ISOLATION</b>	<b>126</b>
5.1. INFLUENCE DE L'INERTIE	126

<b>5.2. INFLUENCE DE L'ISOLATION DU BÂTIMENT</b>	<b>131</b>
<b>6. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE</b>	<b>134</b>

---

La première application de la programmation dynamique est réalisée dans l'objectif de réduire les pointes de la demande d'électricité en hiver liées au chauffage électrique. Dans une première partie, nous présentons les caractéristiques de l'algorithme de programmation dynamique utilisé ainsi que le bâtiment étudié.

Dans une seconde partie nous présentons la validation de la méthode développée en l'appliquant à un cas connu, une régulation énergétique d'un bâtiment avec une politique tarifaire constante. Il est ainsi possible de comprendre et comparer ces résultats avec ceux obtenus avec une régulation classique qui n'anticipe pas les conditions climatiques locales, ni l'occupation. Il est également possible d'étudier les solutions différentes obtenues par la régulation en fonction de certains paramètres comme le pas de temps de l'optimisation ou la discrétisation de la variable d'état.

Ensuite, nous présentons une application de la méthode développée à un cas d'étude avec une politique tarifaire ayant pour objectif la réduction de la consommation d'électricité en période de pointe. Pour cela, nous rappelons dans un premier temps l'utilité de l'effacement de la pointe de consommation électrique. Nous nous intéressons également à l'effacement de la consommation d'électricité pendant la pointe d'émission de CO<sub>2</sub> en France.

Une optimisation est ensuite menée sur un modèle thermique bizona permettant de connaître les avantages et les inconvénients d'un modèle thermique plus précis pour l'étude d'une régulation énergétique d'un bâtiment.

Enfin la dernière partie étudie l'influence de l'isolation thermique et de l'inertie sur les résultats de l'optimisation. Est-il possible d'effacer la consommation de pointe d'un bâtiment quel que soit son inertie et son isolation ? Quelles sont les différences majeures entre les régulations suivant le type de bâtiment ?

## 1. CADRE DE L'ÉTUDE

La programmation dynamique a été présentée dans le chapitre précédent. Il a été notamment vu qu'il est préférable de calculer la commande pour que les politiques arrivent toutes exactement sur les sommets du graphe de programmation dynamique. Le lien entre la variable d'état, l'énergie totale stockée dans le bâtiment, et la commande a également été explicité. Le calcul de la puissance de chauffage à partir des développements du chapitre précédent est présenté en premier lieu. Ensuite le bâtiment étudié et les valeurs des paramètres de l'optimisation sont présentés.

## 1.1. Calcul de la commande de chauffage

L'objectif de ce paragraphe est de présenter plus en profondeur comment sont calculées les puissances de chauffage nécessaires pour atteindre une valeur énergétique donnée de la zone thermique.

La relation entre l'énergie totale stockée dans la zone et la commande est rappelée dans l'équation suivante :

$$MGIE.U_g^{n+1} = MGID.U_g^n - MGIF.X_g^n - MGIC.Y_g^n + Y_g^{n+1} \quad \text{III.1.1}$$

avec la valeur de l'énergie comprise dans le vecteur des sorties  $Y_g^{n+1}$  et la valeur de la commande de chauffage comprise dans  $U_g^{n+1}[izone + 1]$ ,  $izone$  étant le numéro de la zone thermique.

Nous allons détailler ici le calcul de la puissance de chauffage nécessaire pour chauffer la première zone thermique du bâtiment. Le même calcul est réalisé pour toutes les zones thermiques. Nous cherchons donc la valeur de  $U_g^{n+1}[1 + 1]$  nécessaire pour que l'énergie de la zone soit égale à  $E_{zone1}^{n+1}$ . Le vecteur de sortie est le suivant :

$$Y_g^{n+1} = \begin{pmatrix} T_{zone1} \\ T_{zone2} \\ \vdots \\ E_{zone1}^{n+1} \\ \vdots \end{pmatrix} \quad \text{III.1.2}$$

$E_{zone1}^{n+1}$  se trouve à la ligne ( $Nb_{zones}+1$ ) du vecteur de sortie. On pose :

$$v_n = \sum_{i=1}^{nb_{sorties}} MGIC[Nb_{zones} + 1, i] . Y_g^n[i] \quad \text{III.1.3}$$

$$u_n = \sum_{i=1}^{nb_{mesures}} MGID[Nb_{zones} + 1, i] . U_g^n[i] \quad \text{III.1.4}$$

$$x_n = \sum_{i=1}^{ordre} MGIF[Nb_{zones} + 1, i] . X_g^n[i] \quad \text{III.1.5}$$

$$u_{n+1} = MGIE[Nb_{zones} + 1, 1] . U_g^{n+1}[1] + \sum_{i=3}^{nb_{mesures}} MGIE[Nb_{zones} + 1, i] . U_g^{n+1}[i] \quad \text{III.1.6}$$

Ainsi l'équation III.1.1 devient :



$$U_g^{n+1}[2] = \frac{(E_{zone1}^{n+1} + u_n - x_n - u_{n+1} - v_n)}{MGIE[Nb_{zones} + 1,2]} = \text{Puissance totale} \quad \text{III.1.7}$$

Or dans  $U_g^{n+1}[2]$ , il y a la puissance de chauffage  $P_{chauff}$  mais aussi les puissances internes  $P_{int}$  et les puissances issues de la ventilation  $P_{ventil}$ . Donc :

$$P_{chauff} = \text{Puissance totale} - P_{int} - P_{ventil}. \quad \text{III.1.8}$$

Dans le cas d'un modèle thermique monozone du bâtiment, la puissance de chauffage peut donc se trouver de façon exacte en utilisant le raisonnement précédent. Par contre, dans le cas d'un modèle thermique multizone,  $u_{n+1}$  (équation III.1.6) n'est pas complètement connu, car on ne connaît pas les puissances de chauffage de toutes les zones au moment de calculer la puissance de chauffage de la zone qui nous intéresse. Un premier calcul approché est donc réalisé avec des puissances de chauffage nulles pour les autres zones si elles n'ont pas encore été calculées. Quand toutes les puissances de chauffage ont été calculées une première fois pour chaque zone, elles sont alors recalculées de façon itérative pour obtenir des valeurs plus précises. La condition pour arrêter l'itération est que pour chaque zone thermique, entre deux itérations  $k$  et  $k+1$  successives, on obtienne :

$$abs(P_{chauff}^{k+1}[izone] - P_{chauff}^k[izone]) < 5W \quad \text{III.1.9}$$

Il est donc possible à chaque instant de calculer la puissance de chauffage nécessaire pour atteindre un niveau d'énergie prédéfini au pas de temps suivant, à partir du niveau d'énergie de ce pas de temps.

## 1.2. Présentation du bâtiment étudié

Le bâtiment étudié est une version modifiée d'un bâtiment de la plateforme « INCAS » situé à Chambéry et construit pour l'INES. Le bâtiment, d'une surface habitable totale de 89 m<sup>2</sup>, comporte deux niveaux et est constitué de neuf pièces au total dont un séjour au rez-de-chaussée et de trois chambres à l'étage (voir *Tableau 5*). La façade nord du bâtiment est décalée dans le sens antihoraire de 18° environ de l'axe nord-sud. L'enveloppe du bâtiment a été réalisée en respectant les principes de base de la construction bioclimatique. La façade sud du bâtiment comprend une grande surface vitrée (34% de la surface de la façade) avec des avancées de paroi (débord de toiture et balcon) permettant de protéger cette façade du soleil en été (*Figure 20* et *Figure 21*). La paroi nord ne comprend que deux petites fenêtres (3% de surface vitrée). Les façades est et ouest, plus petites, comprennent des surfaces vitrées raisonnables, respectivement 8% et 14 %. Toutes les fenêtres correspondent à un double vitrage basse émissivité (coefficient U de 1,35 W/m<sup>2</sup>/K en moyenne), sauf

les deux fenêtres de la façade nord qui sont à triple vitrage (U moyen de 0,7 W/m<sup>2</sup>/K). La maison est fortement isolée et a une inertie lourde comme montré dans le *Tableau 6*.

Nom	CSSW	Escalier bas	Hall	Cellier	Chambre 1	Chambre 2	Chambre 3	Escalier haut	Sdb WC	Total
Surface (m <sup>2</sup> )	33,8	2,15	4,35	5	12	11,75	11,75	2,9	5,4	89,05
Volume (m <sup>3</sup> )	112,6	21,2	18,3	18,3	37	37	37	21,5	18,9	321,8

**Tableau 5 : Les neuf pièces de la maison étudiée**

avec CSS : Cuisine – Séjour – Salon -WC, Sdb : salle de bain. La hauteur des pièces au rez-de-chaussée est de 2,5 m et 2,4 m à l'étage.

	Murs extérieurs	Combles	Plancher bas	Plancher intermédiaire	Cloisons intérieures
Composition ext -> int	20 cm de polystyrène 15 cm de béton lourd	40 cm de laine de verre 1,5 cm de plaque de plâtre	25 cm de polystyrène 20 cm de béton lourd	20 cm de béton lourd	2 * 1,5 cm de plâtre 4 cm de laine de verre
U (W/m <sup>2</sup> /K)	0,15	0,09	0,12	3,13	0,96

**Tableau 6 : Composition des parois de la maison étudiée**

Le bâtiment comprend également des panneaux solaires photovoltaïques et thermiques sur la face sud de son toit et sur le balcon. Ceux-ci ne sont pas pris en compte dans les régulations énergétiques considérées ici. Le chauffage est assuré par une résistance électrique chauffant l'air insufflé dans le bâtiment. La ventilation mécanique est de type double flux avec un récupérateur de chaleur d'une efficacité globale de 0,7. Le débit considéré pour le renouvellement d'air (comprenant des infiltrations comprenant pour 0,03 vol/h) est de 0,6 vol/h quand le bâtiment est occupé et de 0,3 vol/h dans le cas contraire. Durant les périodes chaudes où il n'y a pas besoin de chauffer le bâtiment, l'échangeur est court-circuité. Le modèle thermique du bâtiment est mono zone afin de simplifier les calculs et de réduire la quantité de données à traiter, les combles et le vide sanitaire sont considérés comme étant ventilés à température extérieure. Les scénarii d'occupation et de puissances dissipées ont été explicités dans le premier chapitre de ce manuscrit de thèse. Les besoins de chauffage annuels sont de 14 kWh/m<sup>2</sup>, ce qui correspond au label « maison passive ».

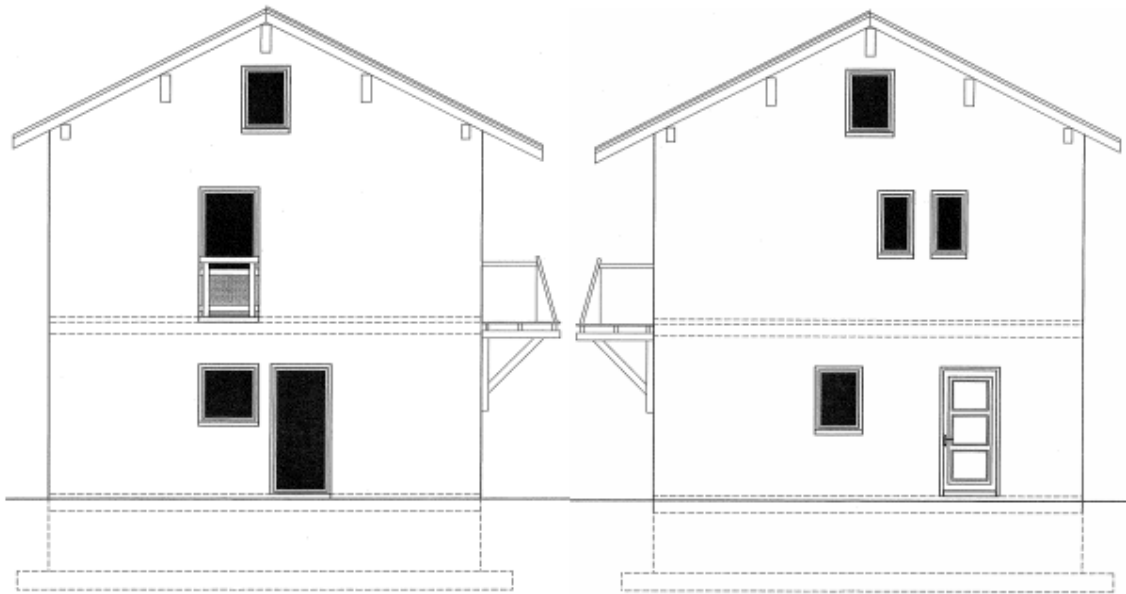


Figure 20 : Façade Est et Ouest de la maison INCAS étudiée

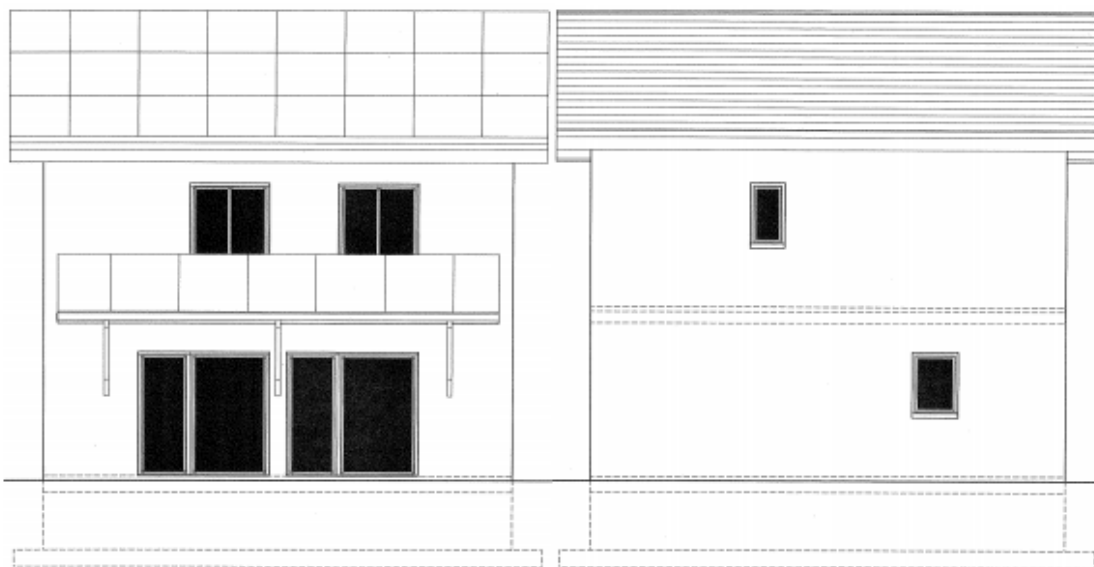


Figure 21 : Façade Sud et Nord de la maison INCAS étudiée

### 1.3. Paramètres de l'optimisation

L'algorithme de programmation dynamique est appliqué dans le sens dit « en avant », le sens descendant le cours du temps. Une grille d'énergie possible du bâtiment est mise en place, dans un intervalle  $[E_{min}, E_{max}]$  avec un nombre d'états  $N_e$ . Les valeurs de  $E_{min}$  et  $E_{max}$  sont déterminées à partir de l'énergie initiale du bâtiment :

$$E_{max} = \text{Energie initiale} + \frac{\text{Energie initiale}}{divmax} \quad \text{III.1.10}$$

$$E_{min} = \text{Energie initiale} + \frac{\text{Energie initiale}}{divmin} \quad \text{III.1.11}$$

Les valeurs de  $divmin$  et  $divmax$  sont fixées pour chaque optimisation, c'est elles qui permettent de définir le graphe de la programmation dynamique. Elles seront indiquées par la suite pour chaque cas d'étude. Les puissances de chauffage sont soumises aux contraintes  $[0, Pmax]$ .

La ventilation mécanique double flux fonctionne à un débit de 0,3 vol/h quand le bâtiment n'est pas occupé et 0,6 vol/h dans le cas contraire.

#### Initialisation de l'optimisation :

Toutes les simulations effectuées dans COMFIE commencent le 1<sup>er</sup> Janvier. A cet instant initial, ni la dynamique du bâtiment ni les températures de chaque maille du bâtiment ne sont connues. Pour le premier pas de temps, le bâtiment est considéré comme étant dans un état permanent avec le vecteur  $X = 0$ . Cet état initial n'est pas réaliste, une optimisation de 24 h à partir de cet état serait trop influencée par ces conditions initiales arbitraires.

Dans le cas du bâtiment étudié ici, les constantes de temps les plus élevées sont :

337h	28h	17h	15h	14h	1h30	1h12min	50 min	42min	36min	18min	12min	6min
------	-----	-----	-----	-----	------	---------	--------	-------	-------	-------	-------	------

Dans le cas d'un système du premier ordre soumis à un échelon, il faut une durée de trois fois la constante de temps pour que le régime permanent soit atteint à 95%. Même si le bâtiment étudié n'est pas, par définition, un système du premier ordre, nous procédons par analogie, le début de la simulation étant considéré comme la réponse à un échelon. On peut alors considérer qu'il faut  $3 * 337 h$  soit environ 42 jours pour considérer que le mode le plus long est à son régime permanent à 95%. Il ne faut que 3,5 jours pour le mode ayant pour constante de temps 28 h.

Il a été choisi d'attendre *deux semaines* avant de débiter l'optimisation par la programmation dynamique, tous les modes, sauf le plus long, sont alors quasiment indépendant de l'état initial.

#### Une limite due aux contraintes :

La puissance de chauffage calculée au paragraphe 1.1 est soumise à des contraintes, elle ne peut être inférieure à 0 W (pas de refroidissement du bâtiment par une climatisation en hiver) et a un maximum défini par la puissance de chauffage installée ( $P_{max}$ ). On remarque alors deux problèmes. En premier lieu, la puissance de chauffage calculée peut être en dehors de l'intervalle de contrainte  $[0, P_{max}]$ . Suivant le nombre d'états d'énergie utilisé  $N_e$ , il est même possible que seulement un état soit atteint avec une puissance de chauffage comprise dans cet intervalle. Il n'est alors pas possible de dégager plusieurs politiques différentes, les résultats d'optimisation peuvent alors être peu intéressants car trop contraints. Enfin, il est aussi extrêmement rare que la puissance de chauffage calculée soit une des bornes de l'intervalle  $[0, P_{max}]$ . Pourtant, il est très important de pouvoir couper le chauffage (0 W) pour permettre l'effacement de la consommation de pointe.

Dans ces deux cas, il est important de pouvoir utiliser les puissances de chauffage minimale et maximale. Si une puissance de chauffage calculée se trouve en dehors de  $[0, P_{max}]$ , la politique n'est alors pas arrêtée, mais la puissance de chauffage est fixée à la borne admissible la plus proche, 0 W si la puissance de chauffage calculée est négative,  $P_{max}$  si elle est supérieure à cette dernière. Ainsi, il y a toujours au moins deux politiques différentes qui sont essayées à partir d'un état, et il est possible de ne pas consommer d'électricité du tout en période de pointe.

## 2. VALIDATION SUR UN CAS DE RÉFÉRENCE MONOZONE

L'objectif ici est d'essayer de retrouver les mêmes résultats entre une régulation classique et la régulation optimale issue de la programmation dynamique pour valider cette dernière. Or la programmation dynamique est un algorithme d'optimisation permettant d'effectuer du contrôle prédictif, il faut donc atténuer le plus possible les avantages du contrôle anticipatif pour se placer dans le cas d'une régulation classique sans anticipation d'une période future. Pour cela, la météorologie choisie doit peu varier au cours de la journée, tout particulièrement au niveau du rayonnement solaire global horizontal. (voir *Figure 22*). Une politique tarifaire constante est également considérée. Le même jour est répété sept fois pour permettre une analyse de l'influence de la météorologie sur les résultats de la programmation dynamique. Ce jour est également répété pendant les deux semaines d'initialisation.

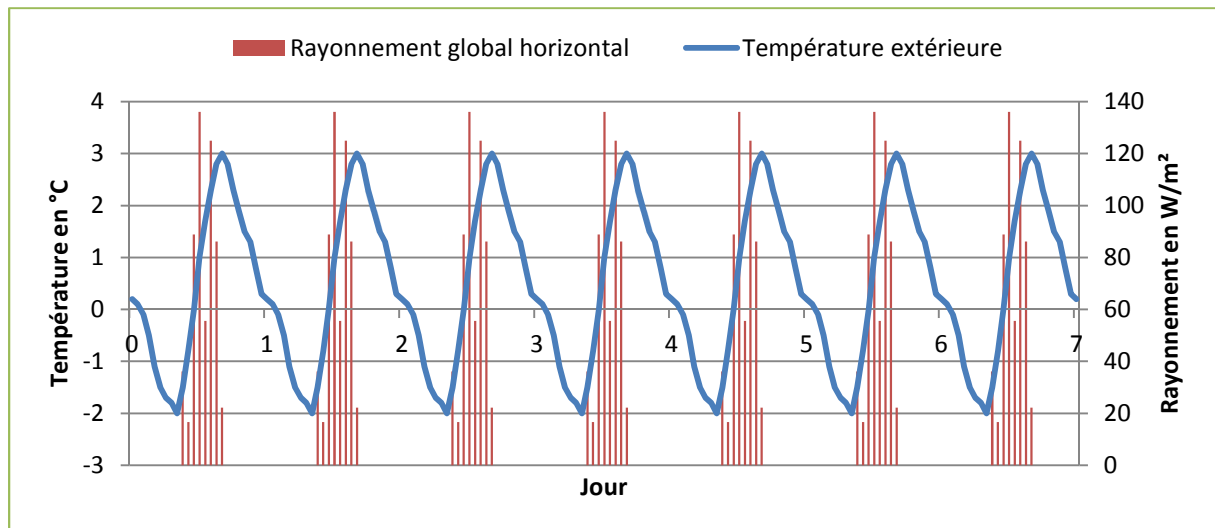


Figure 22 : Météorologie identique pour 7 jours d'optimisation avec peu de variations

Dans un premier temps le modèle thermique dynamique du bâtiment n'est pas réduit afin d'effectuer des optimisations avec le maximum de précision possible. Le nombre total de modes est de 28. La fonction coût est la minimisation tarifaire, en considérant les conditions horaires de prix de 0,0864 € le kWh quelle que soit l'heure de la journée pour limiter les possibilités d'anticipation de la programmation dynamique.

Cette étude permet la compréhension de l'influence des paramètres de l'optimisation (bornes maximales et minimales de l'énergie, pas de temps de la simulation, nombre d'états de l'énergie) et des paramètres physiques comme la météorologie ou la masse thermique du bâtiment et de comparer les résultats avec ceux d'une régulation classique.

## 2.1. Résumé des paramètres d'optimisation

- ✓ Nombre de discrétisation de la variable d'état  $N_e$  variable
- ✓ Pas de temps de l'optimisation  $\Delta t$  variable
- ✓ Durée de l'optimisation : 7 jours
- ✓ Commande : chauffage avec un maximum de 5000 W, commande calculée à partir du niveau énergétique recherché
- ✓ Initialisation : simulation de 14 jours sur le même jour que sur la Figure 22
- ✓ Occupation de 4 personnes émettant chacun 80 W la semaine sauf entre 8 h et 17 h et seulement deux personnes entre 17 h et 18 h. Le weekend, les quatre personnes sont continuellement présentes.
- ✓ Puissances internes : voir Chapitre 1

## 2.2. Résultats pour une semaine d'optimisation par la programmation dynamique

L'optimisation a été réalisée avec un nombre d'états  $N_e = 800$ , la valeur maximum de  $N_e$  sans saturer la mémoire vive de l'ordinateur, l'intervalle de discrétisation de l'énergie vaut environ 0,08 kWh. Le pas de temps de simulation est de 30 min. L'objectif est de valider l'algorithme d'optimisation en le comparant à une régulation classique qui consiste à maintenir la température intérieure à 19 °C. La température intérieure est une contrainte pour l'algorithme d'optimisation, elle ne peut passer en dessous de 19 °C. La fonction objectif est la minimisation du coût total de chauffage, le coût étant fixe à chaque pas de temps, cela revient à minimiser l'utilisation du chauffage. Les valeurs choisies pour  $divmin$  et  $divmax$  (équations III.1.10 et III.1.11) sont respectivement de 50 et 10.

Le résultat obtenu pour la meilleure politique est montré dans la Figure 23, l'optimisation a duré 1 min et 20 sec.

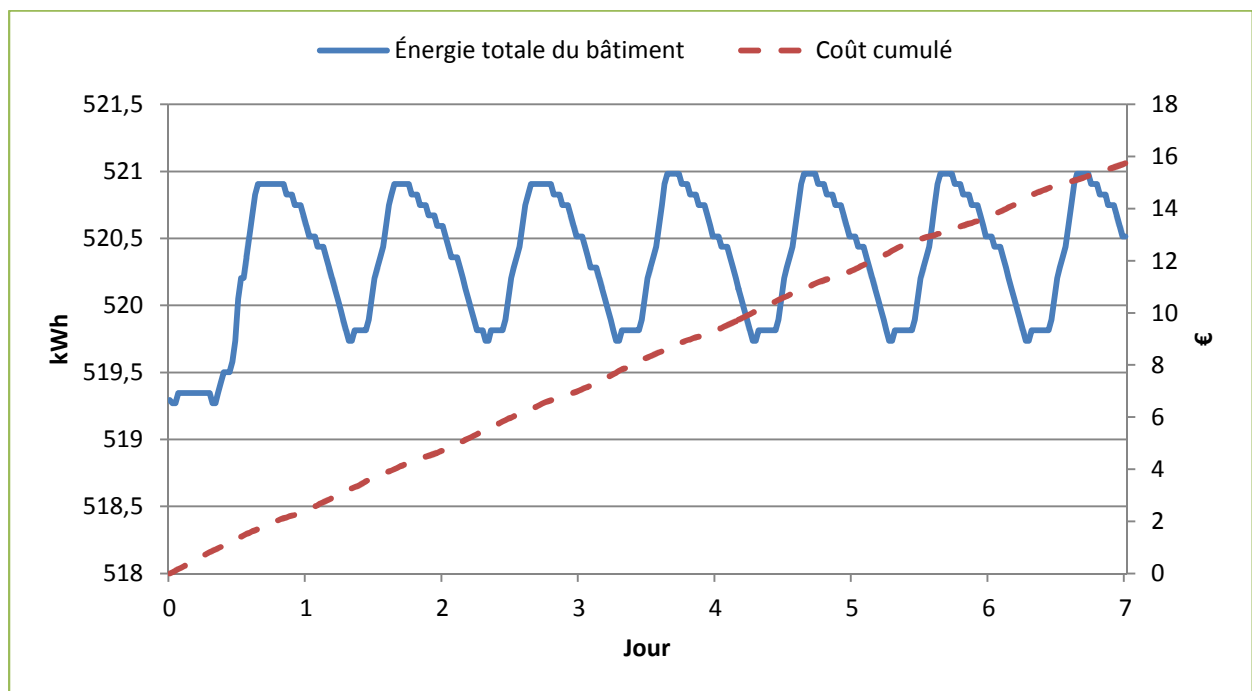


Figure 23 : Énergie et coût cumulé pour la meilleure politique lors d'une régulation d'une semaine

Le coût cumulé de chauffage pour la semaine considérée est de 15,7 €. L'énergie stockée dans le bâtiment augmente le premier jour, puis évolue de façon cyclique autour de 520 kWh le reste de la semaine. Le bâtiment étant à isolation extérieure, les parois lourdes du bâtiment qui stockent l'énergie sont donc très peu influencées par les conditions météorologiques, les variations

journalières de l'énergie sont donc très faibles, de l'ordre de 1 kWh. Les petites variations de l'énergie qui donnent une forme « en escalier » à la courbe sont dues aux puissances de chauffage injectées dans le bâtiment.

L'augmentation des premiers jours s'explique par la nature de la variable d'état, l'énergie totale stockée dans le bâtiment qui prend en compte toutes les températures de toutes les mailles avec une égale importance. En effet, l'algorithme d'optimisation calcule la puissance de chauffage nécessaire pour atteindre une énergie donnée avec la température d'air de la zone contrainte à une valeur supérieure ou égale à 19 °C. Le niveau d'énergie choisi peut être atteint avec une température de maille d'air inférieure à 19 °C. La régulation issue de ce calcul est alors supprimée. Seules subsistent les régulations permettant de maintenir la température d'air de la zone au dessus de 19 °C et qui peuvent être poursuivies aux pas de temps suivants. En effet, si la commande choisie à un pas de temps aboutit à un état énergétique trop bas, alors aucune commande au pas de temps suivant ne peut satisfaire la contrainte sur la température de 19 °C, cette régulation est donc également éliminée. Ce sont les régulations qui passent par des niveaux d'énergie assez élevés, permettant ainsi de maintenir une température de la maille d'air supérieure ou égale à 19 °C dans la majorité des cas de commandes possibles qui sont conservées.

Pour obtenir une régulation avec un coût cumulé minimal, le niveau d'énergie le plus bas possible devrait être atteint à la fin de la régulation. Cela revient à dire que les températures de chaque maille de la zone à la fin de l'optimisation sont les moins élevées possibles, nécessitant donc un apport énergétique plus faible et par conséquent un coût moins élevé. Or ce n'est pas le résultat observé (*Figure 23*), l'énergie se maintient autour de 520 kWh à la fin de la régulation, au-delà des 519 kWh initiaux. Une telle diminution du niveau global d'énergie du bâtiment devrait se faire en maintenant la température de l'air intérieur supérieure ou égale à 19 °C. C'est-à-dire qu'il faut diminuer toutes les températures des mailles excepté la température de l'air qui doit être maintenue, celle-ci étant déjà proche de 19 °C. Or la température de l'air, qui est contrainte, n'a pas un poids important lors du calcul de la puissance de chauffage. Il n'est a priori pas possible d'effectuer cette diminution en si peu de temps, la stratégie de régulation optimale entraîne donc un niveau d'énergie final plus élevé que le niveau initial.

La température à l'intérieur du bâtiment pour cette simulation varie principalement entre 19 °C et 19,2 °C (*Figure 24*). On remarque que la contrainte sur la température intérieure est respectée toute la semaine. La température moyenne de la zone pour la semaine de régulation est de 19,05 °C.

La commande de chauffage n'est pas entièrement cyclique alors que toutes les sollicitations sont identiques chaque jour. L'optimisation ayant commencé deux semaines après le début de la simulation, ce délai n'est pas suffisant pour complètement effacer les conditions initiales, il faudrait environ 42 jours comme nous avons pu le voir dans le paragraphe 1.3. C'est l'état initial du bâtiment en plus de l'augmentation énergétique des deux premiers jours qui sont la cause de ces commandes non cycliques.



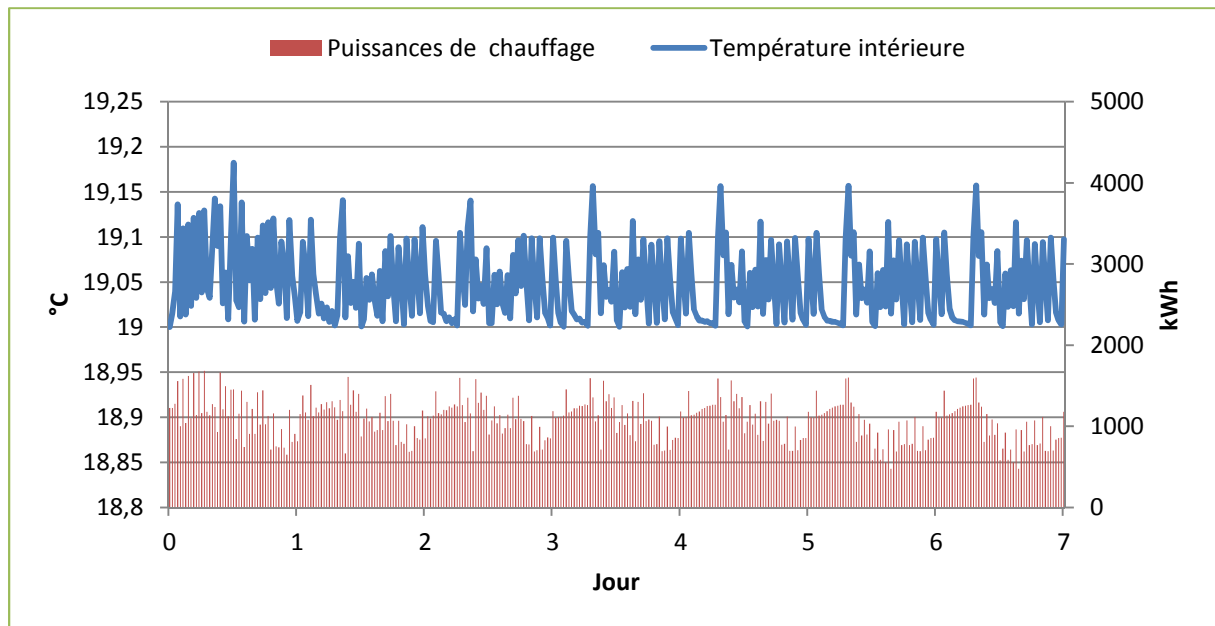


Figure 24 : Évolution de la température d'air de la zone pour la meilleure politique lors d'une régulation d'une semaine

### 2.3. Comparaison avec une régulation classique

Il est important de pouvoir comparer les résultats de l'optimisation de l'algorithme de programmation dynamique avec une régulation dite « classique » consistant à maintenir à tous les pas de temps la température de la zone à 19 °C. Le coût cumulé obtenu par la régulation classique pendant la même semaine que celle utilisée précédemment est de 15,6 €. Il y a moins de 1% d'écart entre le coût de la régulation classique et celui de la régulation obtenue par la programmation dynamique (15,7 €). Cet écart peut s'expliquer par la température moyenne de la zone pendant les sept jours étudiés. En effet, en utilisant la programmation dynamique, la température de la zone est plus élevée en moyenne (19,05 °C contre 19 °C). Il est très rare que l'application pendant un pas de temps de la puissance de chauffage calculée résulte en une température de la zone d'air de 19 °C exactement (Figure 24). La température d'air de la zone évolue donc légèrement au dessus de ce niveau.

Le profil d'évolution de l'énergie pour une régulation classique est montré dans la Figure 25. On remarque que l'énergie évolue autour de 519 kWh, le niveau énergétique initial de l'optimisation par la programmation dynamique. Les variations de la variable d'état sont très faibles, de l'ordre de 1 kWh, et elles suivent les variations de la météorologie, surtout du rayonnement solaire comme le montre la Figure 26. Ce dernier a un impact sur la variable énergétique car une partie du flux passe à travers les vitres et est en partie stocké dans la masse thermique du bâtiment.

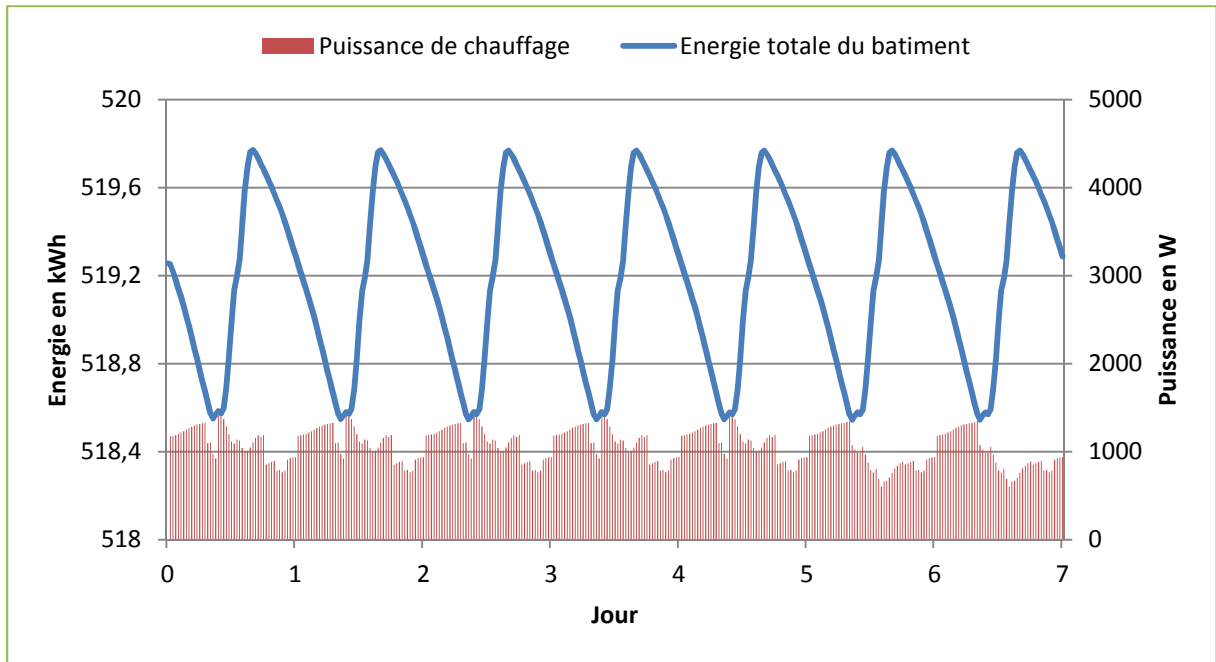


Figure 25 : Énergie du bâtiment et puissance de chauffage pour une régulation classique pendant 24h

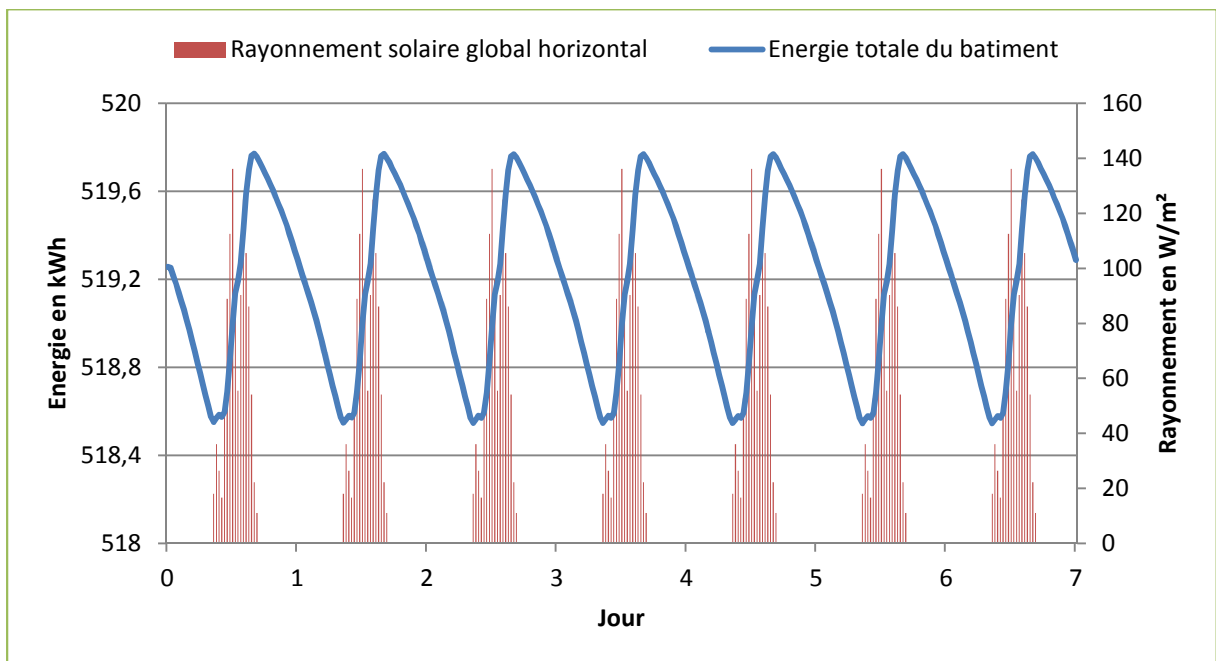


Figure 26 : Évolution de l'énergie et du rayonnement solaire

## 2.4. Discussions sur les résultats obtenus

Les résultats obtenus lors de la partie précédente dépendent de nombreux paramètres tels que le nombre d'état  $N_e$  définissant la discrétisation, le pas de temps de la simulation et donc de l'optimisation, les valeurs minimales et maximales de la variable d'état, la réduction du modèle

thermique, etc. L'influence de certains de ces paramètres sur les résultats de l'optimisation est étudiée dans cette partie.

### 2.4.1. Influence de la discrétisation (nombre d'états $N_e$ )

La discrétisation est caractérisée par le nombre d'états  $N_e$ . Plusieurs optimisations sont menées en faisant varier  $N_e$  de 25 à 800 et donc des valeurs d'intervalle de la variable d'état allant de 0,1 kWh à 2,5 kWh. Les résultats sont présentés dans la Figure 27.

La première observation concerne l'évolution du coût optimal, pour des pas de discrétisation de l'énergie allant de 0,08 kWh à 0,6 kWh, avec la diminution de cette valeur il y a une diminution du coût de la régulation optimale. En effet plus le nombre d'états est élevé, plus le nombre de puissances de chauffage utilisées augmente. En faisant tendre le nombre d'états  $N_e$  vers l'infini, le problème devient un problème continue, on tend alors vers la solution de la régulation classique qui maintient la température intérieure constamment à 19 °C. L'optimum global ne peut être atteint que si la variable d'état est continue.

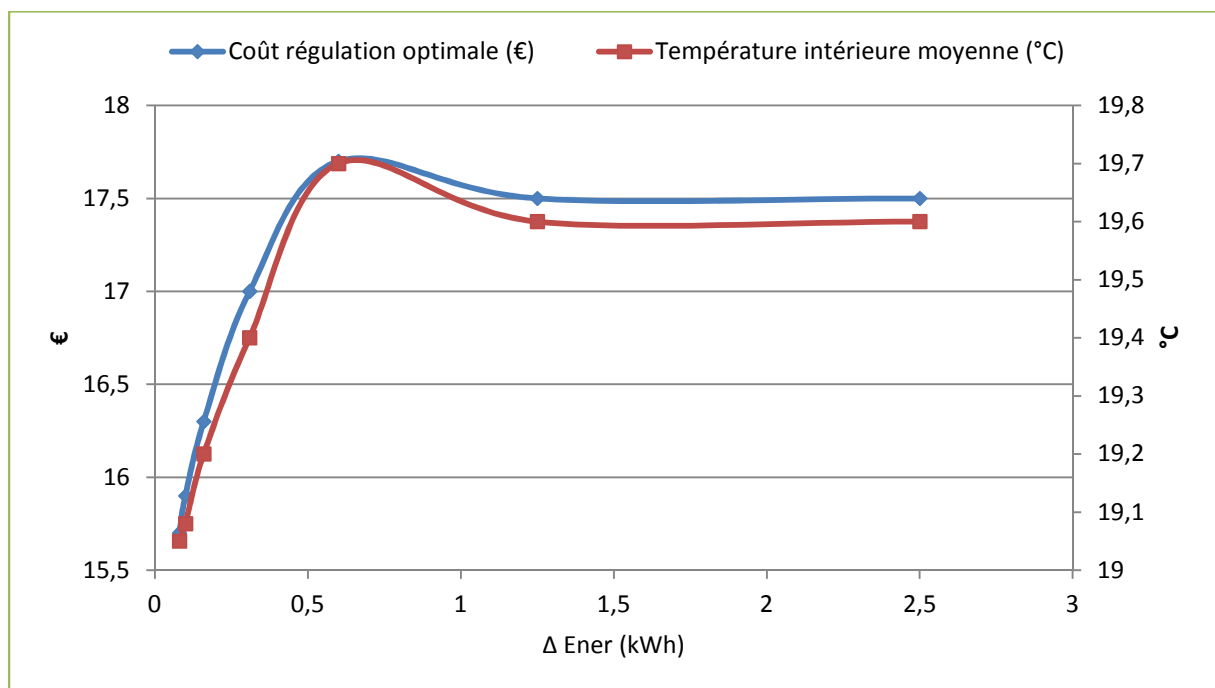


Figure 27 : Évolution du coût optimal en fonction du pas de discrétisation de  $N_e$

On remarque que pour des valeurs de  $N_e$  de 25 et 50 et donc des pas de discrétisation de la variable d'état de 1,5 kWh et 2,5 kWh, on obtient les mêmes régulations avec un coût final identique à 17,5 €. Ces deux régulations sont identiques car elles fonctionnent toutes les deux exclusivement en tout ou rien, c'est-à-dire qu'elles n'utilisent que les commandes de 0 W et 5000 W. La discrétisation de l'énergie totale dans le bâtiment étant trop grossière, il n'y a aucune puissance de chauffage respectant la contrainte [0 W, 5000 W] qui permet d'arriver à des valeurs discrétisées de la variable d'état. On se retrouve dans le cas explicité dans le paragraphe 1.3 où aucune commande

n'est admissible, les deux commandes 0 W et 5000 W sont les seules à être utilisées. Les régulations optimales pour des valeurs de  $N_e$  de 25 et 50 sont donc identiques.

Ces deux régulations obtiennent de meilleurs résultats que celles issues d'optimisations avec des nombres de discrétisation plus élevés comme  $N_e = 100$  par exemple. Nous appliquons le principe d'optimalité de Bellman pour réduire le nombre de calculs à effectuer tout en garantissant l'optimalité de la régulation : « une politique optimale ne peut être formée que de sous-politiques optimales ». Or dans ce cas d'étude, comme tout le long du travail de cette thèse, notre application du principe de Bellman ne garantit pas de trouver la commande optimale. En effet, nous cherchons à toujours pouvoir appliquer les commandes minimales et maximales (ici 0 W et 5000 W), donc les énergies issues de ces commandes ne sont pas exactement sur les sommets du graphe de la programmation dynamique. Ainsi les régulations comparées ont des valeurs de la variable d'état légèrement différentes, elles n'auront donc pas exactement les mêmes résultats par la suite. La régulation optimale issue d'une optimisation avec  $N_e=50$  est donc éliminée lors de l'optimisation avec  $N_e=100$  car elle est parfois plus chère que la régulation optimale issue de l'optimisation avec  $N_e=100$  (Figure 28). Lors des premières heures du premier jour, si les deux régulations se rencontrent sur un sommet du graphe, la régulation issue d'une optimisation avec  $N_e=50$  est éliminée car elle coûte plus cher à cet instant même si sur toute la période optimisée elle donne un meilleur résultat.

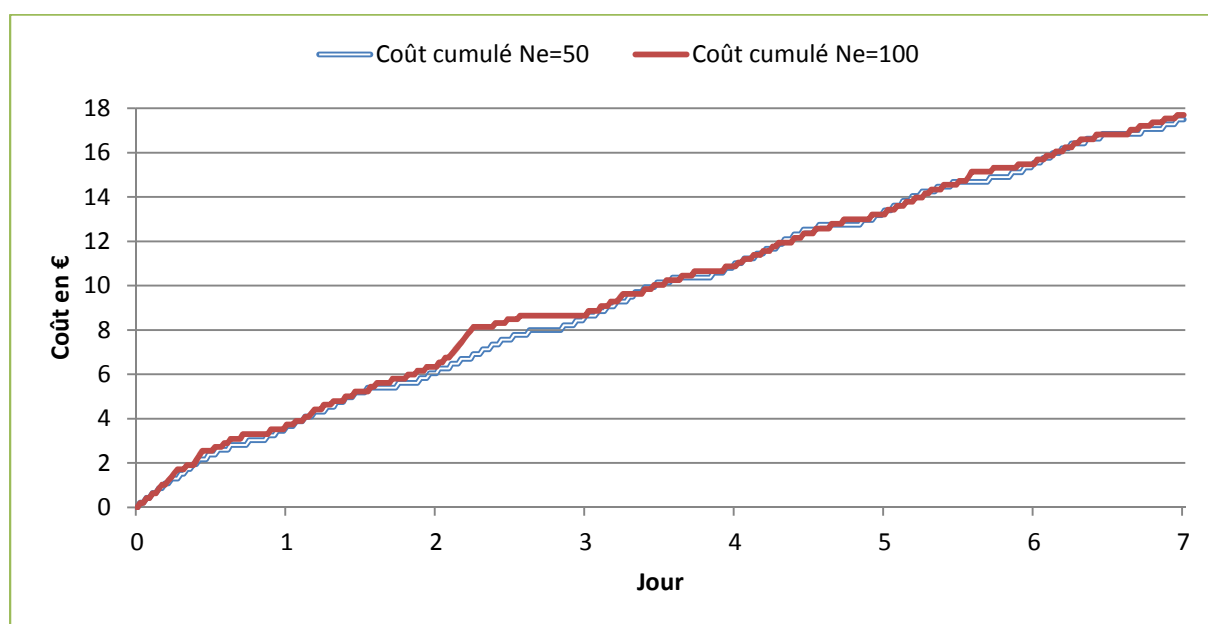


Figure 28 : Comparaison des coûts des régulations optimales  $N_e=50$  et  $N_e=100$

Il faudrait supprimer les commandes forcées de 0 W et 5000 W pour garantir les conditions d'optimalité de Bellman, mais ce n'est pas dans notre intérêt car la régulation doit pouvoir couper complètement le chauffage. Ce problème est à relativiser car en fin de compte la politique optimale retenue avec un nombre d'états  $N_e=100$  ne coûte que 2% plus cher.

Sur les 25 états qui peuvent être parcourus à chaque pas de temps avec  $N_e=25$ , seulement 6 sont parcourus tout le long de l'optimisation. La discrétisation est trop grossière, l'ensemble du

graphe de programmation dynamique n'est pas parcouru. Cela ne pose pas de problème dans ce cas d'étude, mais si des niveaux énergétiques plus élevés doivent être utilisés, pour permettre un effacement de la consommation de pointe par exemple, alors il ne faut pas utiliser une valeur de  $N_e$  inférieure à 100.

La température moyenne de la zone diminue également avec une augmentation du nombre d'états (Figure 27). En faisant tendre  $N_e$  vers l'infini, on se rapprocherait du cas continu, et la moyenne de la température intérieure tendrait vers 19 °C comme pour la régulation classique. Il est également visible sur la température moyenne que les régulations optimales pour des valeurs de  $N_e$  de 25 et 50 sont identiques.

Nous retrouvons des résultats identiques à ceux de la régulation classique en utilisant une optimisation par la programmation dynamique avec pour variable d'état la température de la zone. Cette variable d'état n'est intéressante que pour ce cas d'étude où la masse thermique du bâtiment n'est pas utilisée pour anticiper des changements futurs des sollicitations, des contraintes ou de la fonction coût. La programmation dynamique n'est vraiment intéressante comparée à une régulation classique que s'il y a des changements à anticiper.

Les temps d'optimisation pour chacune des valeurs du nombre d'état sont inclus dans le tableau suivant :

$N_e$	25	50	100	200	400	600	800
$\Delta \text{Ener (kWh)}$	2.5	1.25	0.6	0.31	0.16	0.1	0.08
Durée d'optimisation	1 sec	1 sec	2 sec	6 sec	20 sec	48 sec	1 min 20 sec
Coût régulation optimale (€)	17.5	17.5	17.7	17	16.3	15.9	15.7
Température intérieure moyenne (°C)	19.6	19.6	19.7	19.4	19.2	19.08	19.05

Tableau 7 : Temps d'optimisation pour les différentes valeurs de  $N_e$  étudiées

#### 2.4.2. Influence du pas de temps $\Delta t$

Nous allons maintenant étudier l'influence du pas de temps de simulation  $\Delta t$  sur l'optimisation par la programmation dynamique. Les résultats des optimisations effectuées avec les mêmes paramètres que lors du paragraphe précédent et avec  $N_e = 200$  sont présentés dans le tableau suivant :

$\Delta t$ (min)	10	15	30	60
Durée d'optimisation	12 sec	9 sec	6 sec	5 sec
Coût régulation optimale (€)	17	17.2	17	16.8
Température intérieure moyenne (°C)	19.4	19.5	19.4	19.3

Tableau 8 : Durée d'optimisation par la programmation dynamique suivant la valeur du pas de temps  $\Delta t$

Augmenter la durée du pas de temps permet de diminuer la durée d'une optimisation car il y a moins de simulations effectuées. Par contre les résultats sont moins précis avec des pas de temps

plus courts, car la discrétisation de la variable d'état n'est pas suffisante dans ce cas ( $N_e = 200$ ) comme expliqué dans les figures du paragraphe 2.5.4.e. Pour utiliser des pas de temps inférieur à 1 h et améliorer les résultats il faut donc augmenter  $N_e$ . Mais en augmentant  $N_e$  et en diminuant le pas de temps de l'optimisation, les besoins en mémoire vive sont beaucoup plus importants. Dans la suite du travail, nous utilisons une valeur de  $N_e$  de 800 et un pas de temps de 30 min, c'est un bon compromis entre précision de l'algorithme, durée de l'optimisation et besoin en mémoire vive.

### 2.4.3. Réduction du modèle thermique dynamique du bâtiment

Toutes les optimisations réalisées précédemment se basaient sur un modèle thermique dynamique du bâtiment non réduit comprenant 28 modes. La réduction du modèle consiste à négliger les parties dynamiques des modes dont les constantes de temps sont les plus rapides. Les constantes de temps des 13 modes les plus longs sont rappelées dans le tableau suivant, certaines revenant plusieurs fois elles n'ont été présentées qu'une seule fois :

337h	28h	17h	15h	14h	1h30	1h12min	50 min	42min	36min	18min	12min	6min
------	-----	-----	-----	-----	------	---------	--------	-------	-------	-------	-------	------

Tableau 9 : Les 13 premiers modes du modèle thermique du bâtiment

Il faut l'équivalent de trois constantes de temps pour qu'un régime permanent soit atteint à 95%. Par exemple, pour le mode ayant pour constante de temps 18 min, un pas de temps de simulation de 1 h, soit un peu plus de trois fois 18 min, permet de toujours considérer ce mode à son régime permanent. Ainsi, pour une simulation avec un pas de temps de 1 h, ce mode peut être ignoré ainsi que tous les modes suivants. Mais ceci n'est plus possible si le pas de temps de la simulation est de 10 min.

Avec seulement 13 modes, les modes supprimés ont des constantes de temps encore plus petites que celles présentées dans le tableau précédent, c'est-à-dire inférieures ou égales à 6 min. Or le pas de temps de la simulation thermique du bâtiment utilisé n'est pas inférieur à 15 min, ce qui permet d'éliminer tous les modes ayant une constante de temps inférieure ou égale à 5 min. Ainsi, les résultats d'une régulation issue d'un modèle réduit et ceux issus d'un modèle non-réduit doivent être similaires. On se propose de vérifier cela par la simulation sur un cas d'étude.

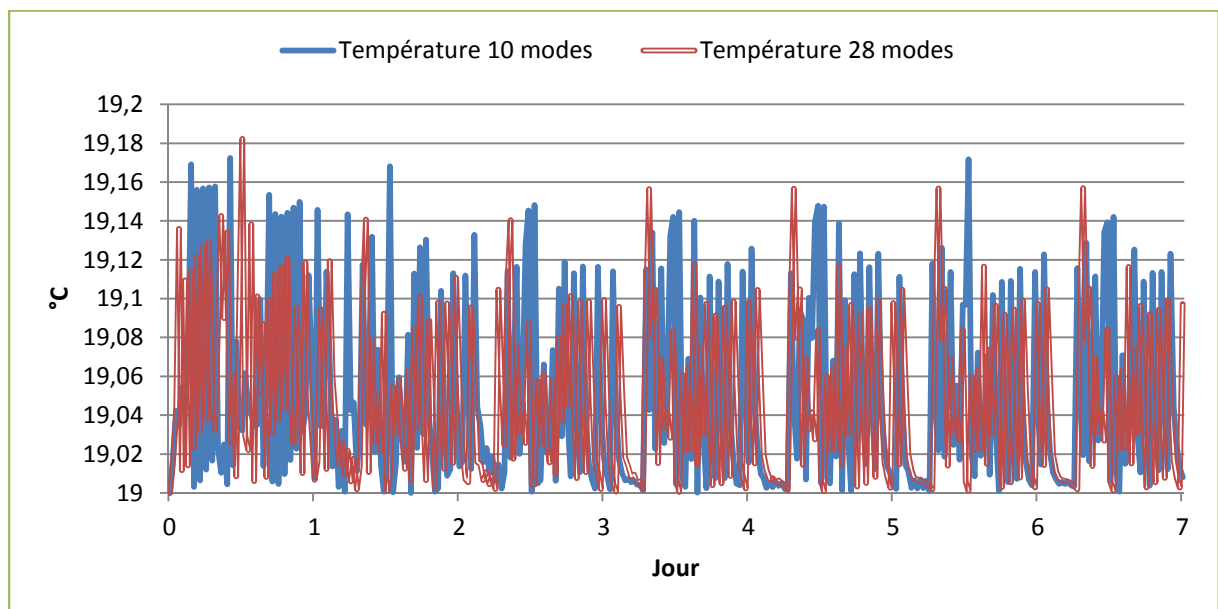
Six réductions du modèle thermique dynamique du bâtiment sont mises en place dans cette partie avec un pas de temps de 30 min et une valeur de  $N_e$  de 800. Les résultats des optimisations par la programmation dynamique sont comparés dans le *Tableau 10*. La réduction du modèle thermique dynamique du bâtiment accélère les simulations numériques. Un pas de temps est plus court à simuler, mais les résultats étant différents, l'algorithme d'optimisation ne suit pas le même parcours. Le nombre de simulations réalisées par l'optimisation peut alors être plus grand, ce qui explique pourquoi une réduction plus importante du modèle thermique en ne gardant qu'un seul ordre n'entraîne pas une diminution des temps d'optimisation. La réduction du modèle thermique ne

change quasiment pas les résultats de la régulation optimale et diminue peu les temps d'optimisation.

Nombre de modes	1	3	5	7	10	13	28
Durée optimisation (min)	1 min 7 sec	47 sec	52 sec	57 sec	1 min 4 sec	1 min 7 sec	1 min 20 sec
Coût cumulé (€)	15,8	15,8	15,8	15,8	15,7	15,7	15,7

**Tableau 10 : Evolution des coûts cumulés des régulations optimales en fonction de la réduction du modèle thermique du bâtiment**

Même si les régulations sont différentes avec des réductions comprenant 10 et 28 modes (*Figure 29*), les résultats en termes de coûts cumulés sont sensiblement identiques. Il est tout de même intéressant de réduire le modèle thermique du bâtiment pour limiter la taille des matrices utilisées lors de l'optimisation et ainsi réduire les problèmes potentiels de saturation de la mémoire vive de l'ordinateur.



**Figure 29 : Températures de la zone pour les régulations optimales suivant le niveau de réduction**

Il est finalement possible de garder jusqu'à un minimum de 10 modes sur ce cas d'étude sans que les résultats issus de la régulation optimale en termes de coût ne soient différents des résultats sans réduction modale. Les six autres modes avec des constantes de temps plus rapides présentés dans le *Tableau 9* n'ont finalement pas un grand impact sur les résultats de la simulation. Ce résultat dépendant du bâtiment étudié et des conditions de simulation, il semble préférable de garder une marge et d'effectuer une réduction avec 10 modes conservés, ce qui est le cas pour la suite de ce manuscrit.

## 2.5. Conclusion

L'algorithme d'optimisation développé pour mettre en place des stratégies de gestion énergétique optimale a été comparé avec les résultats d'une régulation classique. Les résultats obtenus sont proches, surtout si le nombre d'états de discrétisation est élevé et le pas de temps court. Pour obtenir exactement les mêmes résultats que la régulation classique, il faut prendre pour variable d'état la température de la zone. Dans le cas étudié, il n'y a pas de changements importants des sollicitations, que ce soit la météorologie ou les puissances internes. La grille tarifaire considérée est également stable avec un prix de l'électricité constant tout au long de la journée. Il n'y a donc pas d'évènements importants à anticiper, l'utilisation d'un contrôle anticipatif n'est pas nécessaire dans ce cas. Un cas d'étude impliquant des changements importants dans la grille tarifaire est étudié dans le paragraphe suivant pour tester l'algorithme développé sur un cas d'étude valorisant la stratégie optimale.

## 3. EFFACEMENT DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ PENDANT LA PÉRIODE DE POINTE

Dans cette partie nous étudions les possibilités d'effacer la consommation électrique de chauffage du bâtiment pendant une période dite « de pointe » allant de 17 h à 21 h. Dans un premier temps, les causes et conséquences de la pointe de consommation électrique sont présentées. La régulation optimale issue d'une optimisation par la programmation dynamique dans ce contexte est ensuite présentée.

Ensuite nous nous interrogeons sur les possibilités d'effectuer des effacements de la consommation sur plusieurs jours en ne réalisant que des optimisations d'une journée. Est-il possible de reproduire les résultats d'une optimisation de 7 jours avec 7 optimisations d'une journée ? Cela permettrait de répondre aux problèmes de prévision des sollicitations telles que la météorologie ou l'occupation qui ne sont souvent pas suffisamment précises au-delà de 24 h.

Pour terminer, nous nous intéressons à l'effacement de la consommation électrique du système de chauffage pendant les périodes où le système productif d'électricité émet le plus de CO<sub>2</sub>.

### 3.1. La pointe de consommation électrique en France

La pointe de consommation d'électricité en France est un phénomène de surconsommation de ce vecteur énergétique par rapport à une période normale. Il est possible de distinguer deux pointes différentes. La pointe de puissance est le maximum *instantané* de puissance électrique appelée, elle a pour unité le Watt (W). La pointe de consommation est quant à elle une pointe de puissance



appelée pendant une *durée* donnée, elle est mesurée en Joule (J) ou Wattheure (Wh). Il est possible de distinguer trois pointes de consommation différentes suivant la durée de la pointe :

- ✓ la pointe horaire, qui correspond à un changement de consommation suivant l'heure de la journée, typiquement en début de soirée. Elle est principalement due à l'électroménager, la cuisson ou l'éclairage et varie peu suivant les saisons.
- ✓ La pointe journalière, qui correspond à un changement de consommation suivant le jour de la semaine. Typiquement, il y a des différences de consommation suivant les jours ouvrés et le week-end.
- ✓ La pointe saisonnière, qui correspond à un changement de consommation suivant la saison. Il y a plus d'appels de puissance dus au chauffage en hiver et à la climatisation en été par exemple.

La pointe horaire diffère suivant la saison. Elle se situe entre 17 h et 21 h en hiver avec un pic de consommation à 19 h. En demi-saison elle est légèrement décalée et se situe entre 18 h et 21 h 30. En été, il n'y a pas à proprement parler de pointe de consommation, mais plus un « bosse allongée » autour de 12 h 30. Chacune de ces pointes est indépendante l'une de l'autre mais elles peuvent s'additionner et poser de nombreux problèmes au système électrique français. Ce cumul des pointes de consommation a atteint des pics historiques en 2012 avec notamment le 02 Février une pointe d'appel en puissance atteignant 102 100 MW en augmentation de 30% depuis 2001 (79 590 MW) [RTE 12]. Ces pointes de consommation sont déjà un problème très important pour certaines régions déficitaires en production électrique et isolées du reste du réseau comme le sont les régions Bretagne et PACA. Des alertes « EcoWatt » ont été mises en place pour avertir les usagers inscrits à celles-ci d'un risque de coupure électrique et pour leur demander si possible de réduire leurs consommations électriques pendant quelques heures.

Une des premières conséquences pour la France de la pointe de consommation électrique est l'augmentation des émissions de CO<sub>2</sub> car l'énergie électrique consommée pendant ces périodes correspond à une période très fortement émettrice de CO<sub>2</sub>. La demande de pointe est limitée en temps, pendant quelques heures pour la pointe horaire qui s'ajoute à la pointe saisonnière. L'électricité est un vecteur électrique qui a des capacités de stockage quasiment nulles sur le réseau actuel. De fait, à chaque instant la consommation d'électricité doit être égale à la production. Ainsi les périodes de pointe de consommation correspondent à des périodes de pointe de production. Les centrales de semi-base et de pointes telles que les centrales thermiques à flamme sont utilisées pendant une durée limitée, voir très limitée pour les centrales à fioul. Il faut construire des centrales nouvelles qui ne sont que très peu utilisées pour faire face à cette demande. Le coût de chaque kilowattheure de pointe est donc beaucoup plus élevé qu'un kilowattheure pendant une période classique. Ce coût est encore augmenté par l'obligation de surdimensionnement de tout le réseau de transport et distribution électrique pour permettre à ce pic de puissance d'être acheminé vers ses lieux de consommation. Ce surdimensionnement est également utilisé pendant un nombre limité d'heures tout au long de l'année.

Enfin, la pointe de consommation électrique met en péril la sécurité d’approvisionnement de certaines régions en France, comme nous avons pu le voir précédemment. La surcharge du réseau électrique durant cette période est également problématique en cas de coupure accidentelle d’une ou deux lignes électriques. Toutes les lignes étant à capacité maximale ou presque, le report de la charge électrique vers les lignes restantes augmente le risque de coupures sur tout ou partie du réseau électrique comme en Californie en 2000 [NADE 00].

Le travail présenté dans cette partie consiste à réduire voire effacer la pointe de consommation électrique hivernale entre 17 h et 21 h. La masse thermique du bâtiment est utilisée pour stocker de l’énergie pendant une période précédant la pointe de consommation afin de la restituer pendant cette période pour limiter l’utilisation du chauffage électrique.

## 3.2. Paramétrage de l’optimisation

### 3.2.1. Description de la grille tarifaire

L’objectif de notre application de la programmation dynamique dans le bâtiment en hiver est de permettre de maintenir une température opérative de confort – supérieure ou égale à 19 °C- tout en supprimant la consommation de chauffage pendant une plage horaire précise. Cette plage d’effacement correspond à une période de surconsommation électrique en France au niveau national en hiver. On considère ici une période de pointe entre 17 h et 21 h. Aucune contrainte n’est ajoutée sur la commande de chauffage pour réaliser l’effacement de la consommation de pointe, c’est seulement une fonction coût variable dans le temps qui permet d’effacer la consommation de pointe. Pendant ces cinq heures, le prix du kilowattheure d’électricité considéré ici est multiplié par deux par rapport aux heures pleines. Etant donné qu’en France, deux tarifs différents sont déjà proposés en fonction de l’heure de la journée (heures creuses et heures pleines), la grille tarifaire utilisée est la suivante :

	Heures creuses	Heures pleines	Heures de pointe
Horaire	1 h – 8 h	9 h – 16 h 22 h – 24 h	17 h – 21 h
Prix du KWh en €	0.0864	0.1275	0.255

Tableau 11 : Grille tarifaire utilisée pour effectuer un effacement de la consommation de pointe\*

### 3.2.2. Les autres paramètres

L'optimisation présentée dans ce paragraphe se déroule pendant une semaine avec les conditions tarifaires décrites précédemment. Les conditions météorologiques sont représentatives d'une période froide d'un mois de janvier (*Figure 30*). La température est rarement au dessus de 0 °C et atteint -7 °C. L'occupation du bâtiment est la même que lors des simulations précédentes. Le nombre d'états d'énergie utilisé est  $N_e=800$  et le pas de temps d'une simulation est de 30 min. La fonction objectif est la minimisation du coût total en euros du chauffage, avec pour contraintes le maintien de la température au dessus de 19 °C et une puissance de chauffage comprise dans l'intervalle [0 W, 5000 W]. Le débit de ventilation est de 0,6 vol/h quand le bâtiment n'est pas occupé et 0,3 vol/h le reste du temps. Tous les autres paramètres sont identiques aux valeurs indiquées dans la partie précédente.

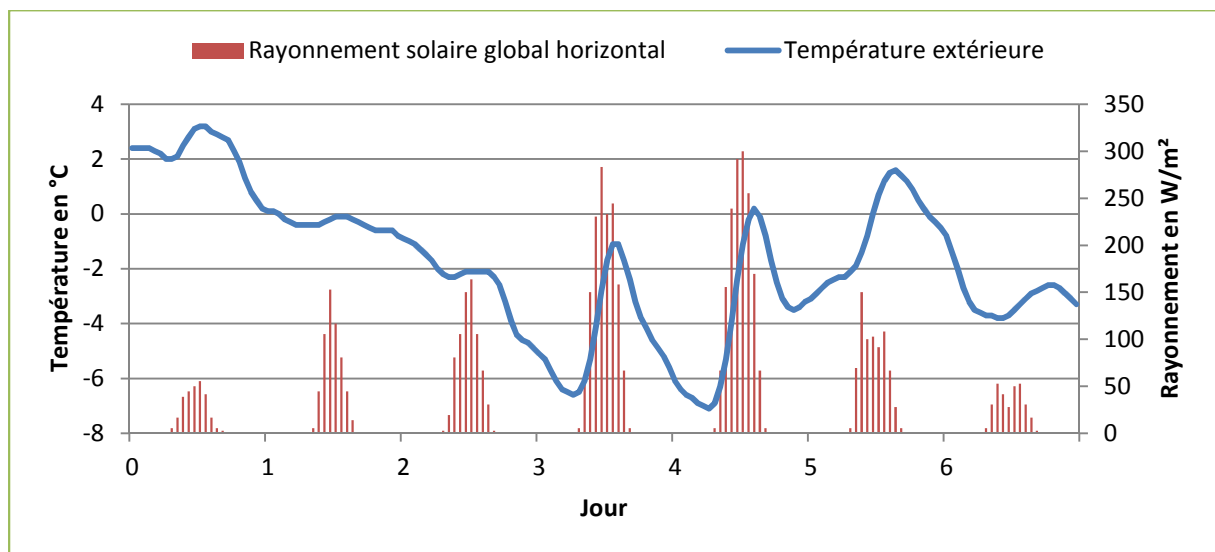


Figure 30 : Météorologie froide d'hiver utilisée pour l'effacement de la consommation de pointe

### 3.3. Résultats d'optimisation pour une semaine

Une optimisation est menée dans les conditions décrites précédemment. Le résultat de cette optimisation est un coût de 19,4 € (*Figure 31*). L'énergie évolue sur une plage allant de 520 kWh à 570 kWh, on remarque qu'elle suit toujours les variations des puissances de chauffage. La température est en moyenne de 20,1 °C et ne dépasse jamais 23 °C (*Figure 32*). La moyenne de toutes les puissances de chauffage instantanées utilisées est de 1260 W. La durée totale du calcul d'optimisation est approximativement de 1 minute.

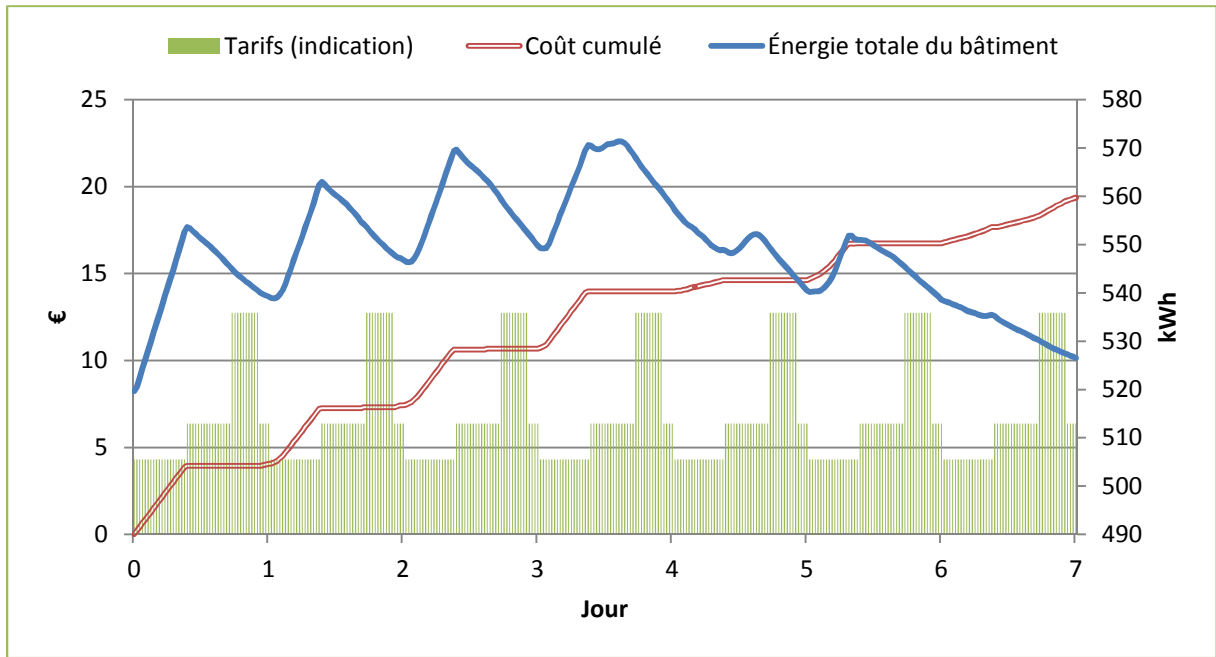


Figure 31 : Trajectoire énergétique optimale pour une semaine d'optimisation avec la programmation dynamique

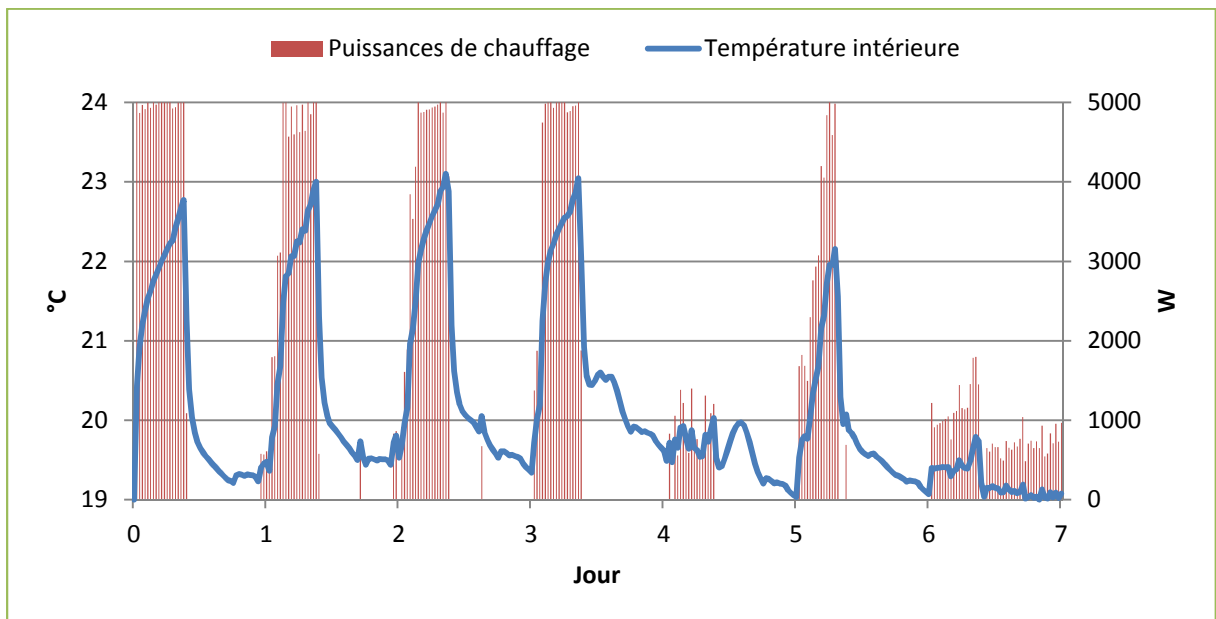


Figure 32 : Températures et puissances de chauffage instantanées pour une optimisation d'une semaine

Il y a effacement de la consommation d'électricité pendant les heures de pointe, car le coût cumulé stagne, ce qui indique que le chauffage n'est pas utilisé (Figure 31). Les heures pleines sont également le plus souvent effacées. Une surchauffe du bâtiment pendant les huit heures creuses combinée aux apports solaires suffisent à chauffer le bâtiment et à maintenir la température au dessus de 19 °C pendant le reste de la journée. L'effacement de la consommation électrique va au-delà des cinq heures demandées initialement, dans ce cas il peut durer jusqu'à 15 heures. Le

potentiel d'effacement de la consommation électrique de chauffage est donc très important pour les bâtiments bien isolés avec une inertie forte.

On remarque que lors du dernier jour les heures de pointe ne sont pas effacées. Cela coûte moins cher d'évacuer toute l'énergie stockée dans le bâtiment et donc d'utiliser moins de chauffage même si cela nécessite d'utiliser celui-ci faiblement pendant les heures de pointe pour maintenir la température au dessus de 19 °C. Pour forcer l'effacement de la consommation de pointe pendant le dernier jour, il suffit d'ajouter un jour à l'optimisation, ainsi le septième jour est effacé, ou d'augmenter le prix en période de pointe.

Une simulation avec la régulation classique effectuée dans les mêmes conditions donne un coût total d'environ 27,3 € (Figure 33). La régulation optimale obtenue par la programmation dynamique permet de diminuer de 29 % les coûts de chauffage sur une semaine d'optimisation.

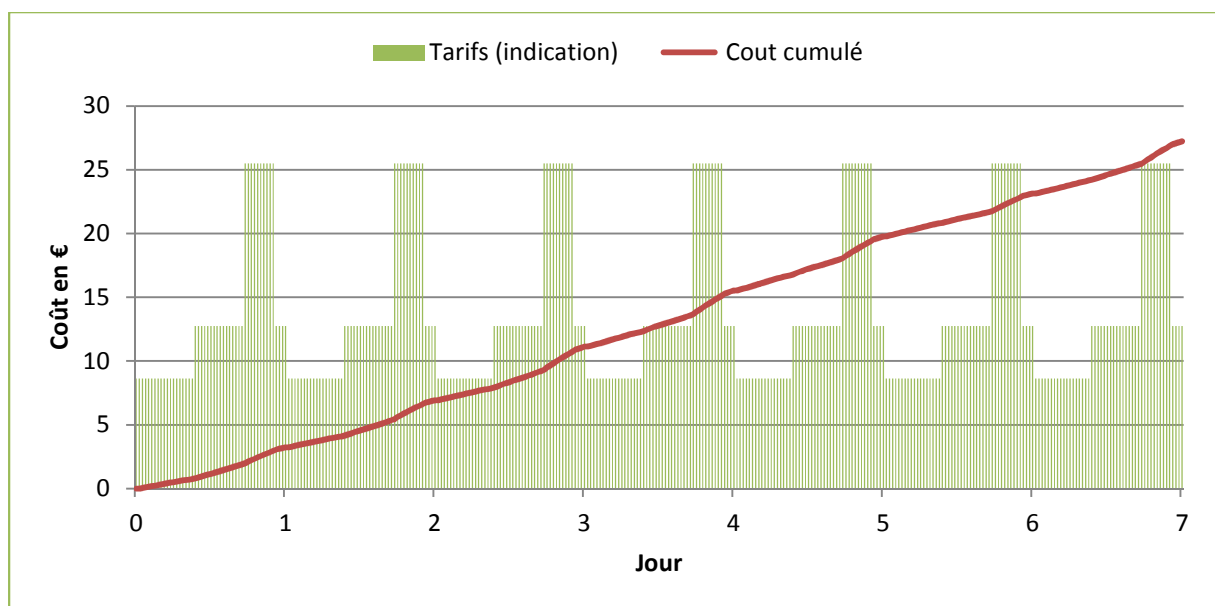


Figure 33 : Coût cumulé pour la régulation classique avec périodes de pointe

Par contre, la moyenne des puissances de chauffage instantanées utilisées est de 1230 W pour la régulation classique, contre 1260 W pour la régulation optimale, soit une réduction de 2% de la puissance de chauffage moyenne. L'effacement de la consommation de pointe par la régulation optimale est permis par le stockage énergétique dans la masse thermique du bâtiment avant la période de pointe. Même si le bâtiment est très bien isolé, une partie de cette chaleur est perdue par les échanges thermiques avec l'extérieur. Il est donc normal que la consommation de chauffage soit plus importante quand un effacement de la consommation de pointe est réalisé dans ces conditions.

La température opérative est contrainte dans l'intervalle [19 °C, 26 °C] pour assurer le confort à l'intérieur du bâtiment. Elle doit également respecter une contrainte sur sa vitesse de variation en fonction d'une période donnée, que nous rappelons dans le tableau suivant [ASHR 03]:

Période	15 min	30 min	1 h	2 h	4 h
Variation maximale de la température opérative (°C)	1,1	1,7	2,2	2,8	3,3

Tableau 12 : Variations maximales de la température sur une période donnée pour maintenir le confort

Sur la *Figure 32*, la variation de température la plus importante est de 1,7 °C par demi-heure, les contraintes de variation de la température respectent donc tout juste les contraintes de confort du tableau précédent.

### 3.4. Enchaînement d’optimisations d’une journée

Lors des optimisations précédentes, les données climatiques étaient connues à l’avance sur une durée d’un an. L’objectif à terme est d’intégrer des prévisions météorologiques à horizon 24 h. Une optimisation ne peut dans ce cas s’effectuer que sur 24 h, car les données nécessaires à celle-ci ne sont pas connues au-delà (ou pas assez précises). Il faut alors regarder si les résultats d’un enchaînement de plusieurs optimisations d’une journée s’approchent de ceux d’une optimisation sur la durée totale.

Une succession de 7 optimisations de 24 h a été effectuée dans les mêmes conditions que précédemment, excepté que le tarif des heures de pointe est le triple de celui des heures creuses. Avec un tarif double en heure de pointe, celles-ci ne sont pas effacées quand il y a un enchaînement de sept optimisations d’une journée. Les résultats sont présentés sur la *Figure 34*. Le chauffage n’est pas utilisé pendant les périodes de pointe, excepté pendant une demi-heure le deuxième jour, l’objectif principal d’effacement de la consommation pendant cette période est donc toujours respecté. Par contre le chauffage est utilisé dès le premier pas de temps après la période de pointe, ce qui veut dire qu’il n’est plus complètement effacé pendant les périodes d’heures pleines, même si celui-ci est principalement utilisé pendant les heures creuses.

Le temps total d’optimisation est diminué, une optimisation dure 50 secondes contre plus d’une minute quand une seule optimisation de 7 jours est réalisée. Cette différence s’explique par le fait que dans le cas d’un enchaînement de 7 optimisations, une seule régulation est retenue chaque jour, il y a donc un seul état initial au début de chaque jour optimisé. Alors que pour une optimisation unique de 7 jours, aucune régulation n’est éliminée à la fin d’une journée, il y a donc autant de points de départ pour le jour suivant que d’états discrétisés de la variable d’état. En effet, en général l’ensemble du graphe est parcouru par l’algorithme. Dans ce cas d’étude, il y a donc  $N_e$  soit 800 points de départ pour chaque jour optimisé à la place d’un, ce qui augmente grandement le nombre de simulations à réaliser.

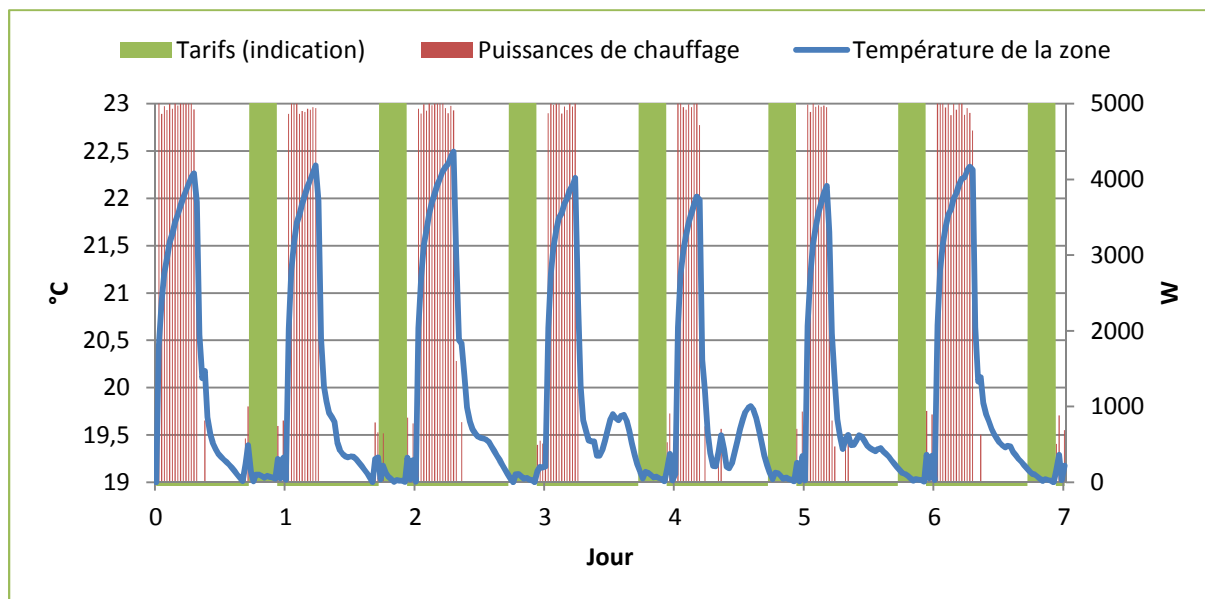


Figure 34 : Enchaînement d'optimisations d'une journée

Le coût total de l'enchaînement de 7 jours optimisés est de 19,4 €, le même prix que précédemment. Enchaîner 7 optimisations d'une journée permet donc de réduire légèrement les temps d'optimisation, de remplir l'objectif d'effacer les périodes de pointe tout en maintenant le confort thermique et de maintenir un coût total de régulation identique du coût total de la régulation issue d'une optimisation de 7 jours pour ce cas d'étude.

Dans la suite de ce manuscrit, nous continuons à nous placer dans le cadre d'une seule optimisation sur l'ensemble de la période, car pour l'instant nous recherchons la meilleure régulation possible. Nous ne sommes pas pénalisés par les temps d'optimisation car nous ne faisons pas de la commande corrective qui nécessite d'effectuer une nouvelle optimisation à chaque pas de temps. De plus, les résultats précédents peuvent dépendre du cas d'étude et du bâtiment étudié, la généralisation de l'équivalence entre 7 optimisations sur une journée et une optimisation sur 7 jours est donc difficile à appliquer.

### 3.5. Régulation sur une période longue de 3 mois

Les optimisations menées jusque là se déroulaient sur un horizon d'une semaine, la météorologie choisie était défavorable avec une semaine très froide. La régulation obtenue par la programmation dynamique pour effacer les périodes de pointe permet de diminuer de 29 % environ le coût du chauffage avec une augmentation de 2 % de la consommation énergétique. Les résultats sont-ils équivalents sur une période plus longue ?

Pour répondre à cette question, une optimisation est menée sur trois mois, du 15 Janvier au 15 Avril avec une période d'initialisation du bâtiment allant du 1<sup>er</sup> Janvier au 14 janvier. La période optimisée dure 3 mois mais l'horizon d'optimisation est de 24 h, il y a donc 90 optimisations

successives d'une journée. Afin que le graphe de la programmation dynamique soit adapté à la période étudiée, les bornes inférieure et supérieure sont augmentées, l'énergie totale stockée dans le bâtiment évolue grandement sur 3 mois. Les valeurs de *divmin* et *divmax* sont respectivement de 3 et 5.

L'optimisation a duré au total 6 min 30 sec. Toutes les heures de pointe ont été effacées pendant les 3 mois étudiés. Le coût cumulé de la régulation issue de l'optimisation par la programmation dynamique est de 117 € contre 145 € pour la régulation classique, une diminution de 19 % environ, comme on peut le voir sur la figure suivante.

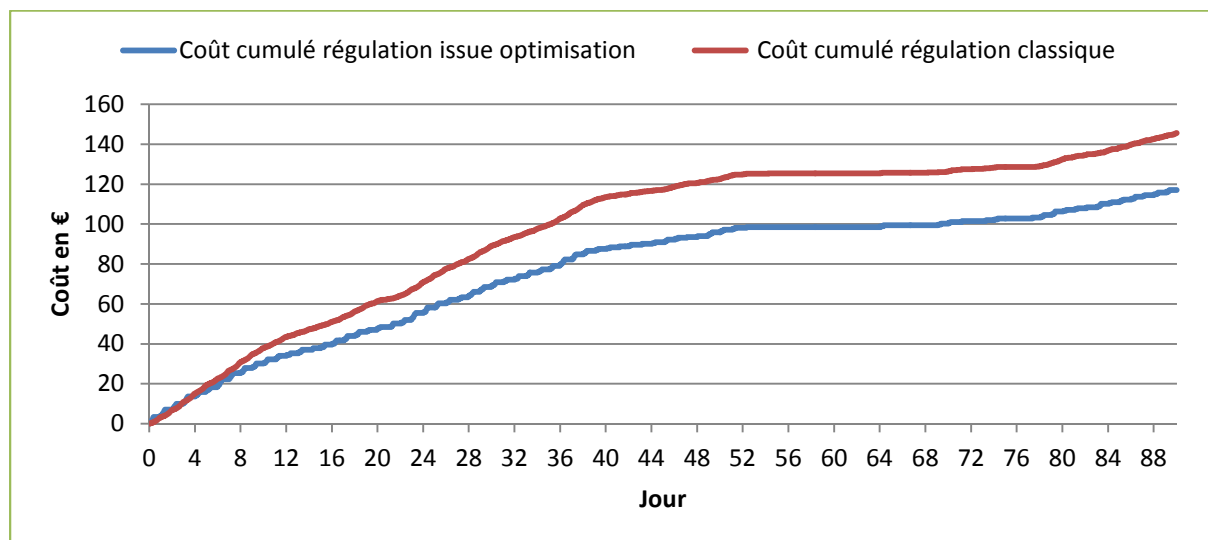


Figure 35 : Coûts cumulés des régulations sur trois mois

La période allant du 52<sup>ième</sup> au 68<sup>ième</sup> jour environ est une période où aucune des deux régulations ne voit son coût augmenter car les conditions climatiques sont suffisamment clémentes pour ne pas utiliser de chauffage pendant plusieurs jours. Sur les trois premiers jours la régulation issue de la programmation dynamique est légèrement plus chère que celle issue de la régulation classique, c'est la période de « montée en énergie » du bâtiment comme vu au paragraphe 2.2.

La moyenne des puissances de chauffage utilisées pendant ces trois mois est de 553 W pour la régulation classique contre 614 W pour la régulation issue de l'optimisation. Effacer les périodes de pointe nécessite donc une augmentation de la consommation énergétique de 11 % environ. Sur une période longue de 3 mois, il est donc possible de diminuer de 19 % la facture énergétique en augmentant de 11 % la consommation énergétique grâce aux effacements de la consommation en période de pointe.



### 3.6. Effacement de la consommation d'électricité selon les émissions de CO<sub>2</sub>

L'effacement de la consommation du chauffage électrique a été étudié jusque là pour la période de pointe de consommation électrique en France. La période de pointe de consommation électrique correspond à des heures où la production électrique est très coûteuse, elle détermine en plus le dimensionnement du réseau électrique, il est donc très important d'effacer cette période, tout particulièrement dans les semaines froides hivernales. Mais une régulation énergétique du bâtiment peut avoir des objectifs différents, comme minimiser les émissions de CO<sub>2</sub> du bâtiment pendant sa phase de vie, et donc notamment minimiser les émissions de CO<sub>2</sub> en période hivernale liées à son système de chauffage. Dans notre cas d'étude, le chauffage étant électrique avec un rendement de 1, il s'agit donc de minimiser la consommation électrique pendant les périodes où les émissions de CO<sub>2</sub> des centrales de production sont les plus importantes. Pour construire la fonction coût, il est alors nécessaire de connaître les émissions des gaz à effets de serre, en équivalent gCO<sub>2</sub>, par kilowattheure d'électricité produite. Les optimisations issues de cette étude sont présentés dans un second temps.

#### 3.6.1. Construction de la fonction coût

Dans cette partie, la fonction coût doit être construite de façon à minimiser les émissions de gaz à effet de serre. Ces gaz sont nombreux et avec des potentiels de réchauffement climatique différents, il faut tous les réunir sur un même indicateur pour pouvoir construire la fonction coût. La méthode choisie est celle utilisée dans la construction de l'indicateur de potentiel de réchauffement global des gaz à effet de serre dans les méthodes d'analyse de cycle de vie.

Pour chaque gaz ayant un impact sur cet indicateur (CO<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub>, N<sub>2</sub>O, SF<sub>6</sub>, NF<sub>3</sub>, par exemple), les propriétés optiques et leur durée de vie dans l'atmosphère sont étudiées afin de construire un indicateur global en kg équivalent CO<sub>2</sub>. Par exemple, si le méthane a un impact 25 fois plus fort sur le réchauffement climatique que le CO<sub>2</sub> alors l'émission d'1 kg de méthane compte comme 25 kg de CO<sub>2</sub> pour l'indicateur. L'ensemble des gaz à potentiel de réchauffement climatique ainsi que la méthode utilisée sont présentés dans [PEUP 08]. La base de données utilisée pour la mise en place de cet indicateur est la base Suisse EcoInvent [ECOI 10], les données utilisées sont les suivantes :

CO2	gCO2/kWh
Nucléaire	7.9
Charbon	1065.6
Gaz	640.8
Fioul	882
Hydraulique	3.5

Tableau 13 : Émissions de CO<sub>2</sub> par kWh pour divers moyens de production considérés

En couplant les données de la base Ecolinvent et celles de RTE [RTE], il est possible d'obtenir les émissions de CO<sub>2</sub> en fonction du mix de production électrique français pour chaque heure de l'année. Pour la semaine du 23 au 30 Novembre 2008, en ne prenant en compte que la production nationale française sans les importations dans un premier temps, le mix électrique et les émissions de gaz à effet de serre issues de cette production sont présentés dans la *Figure 36*. Les émissions de CO<sub>2</sub> atteignent leurs valeurs les plus élevées aux mêmes moments que celle de la production électrique du parc français, les deux pics vers 12 h et vers 19 h sont également visibles sur la courbe des émissions de CO<sub>2</sub>. Effectuer une optimisation avec une telle fonction coût devrait conduire à effacer en plus des heures de pointe de 19 h, les heures de pointe situées autour de 12 h.

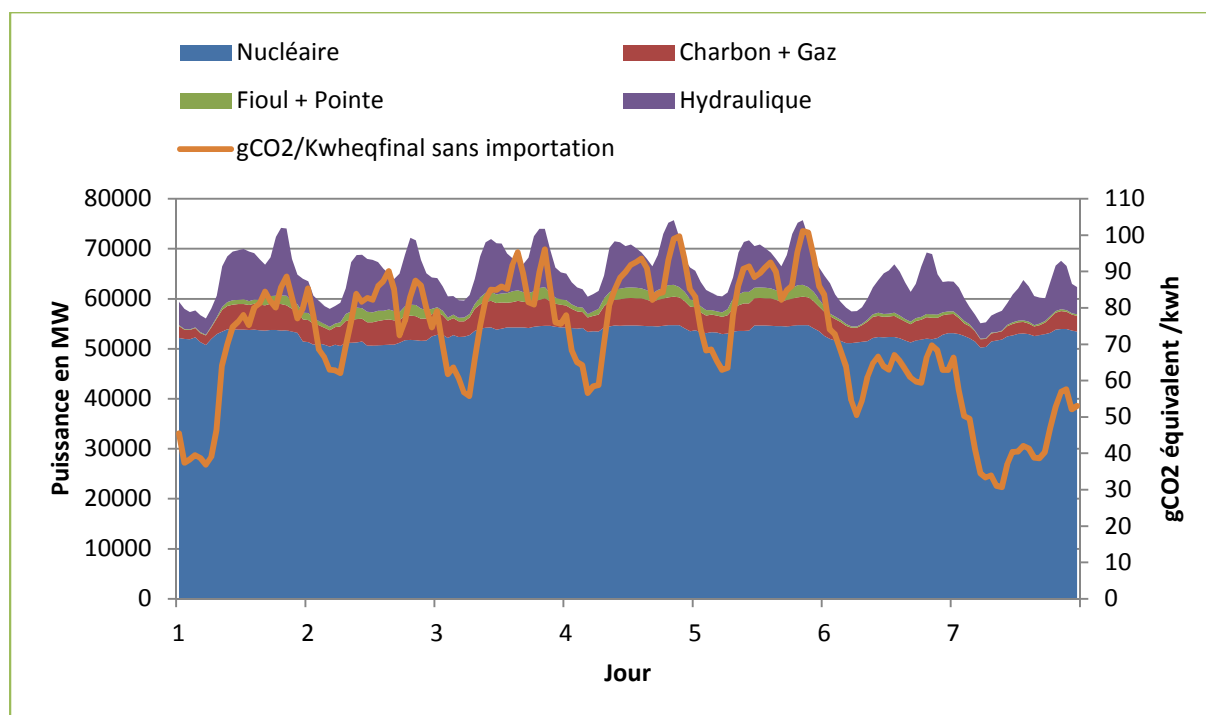


Figure 36 : Mix électrique français sans importation et émissions de gaz à effet de serre correspondant

Pour prendre en compte les importations, il faut connaître le mix électrique de l'électricité importée. Or celle-ci est importée de nombreux pays comme montré sur la *Figure 37*. Le mix électrique en période de pointe est différent pour chacun de ces pays, mais on remarque que le principal des importations est effectué de l'Allemagne et de la Suisse.

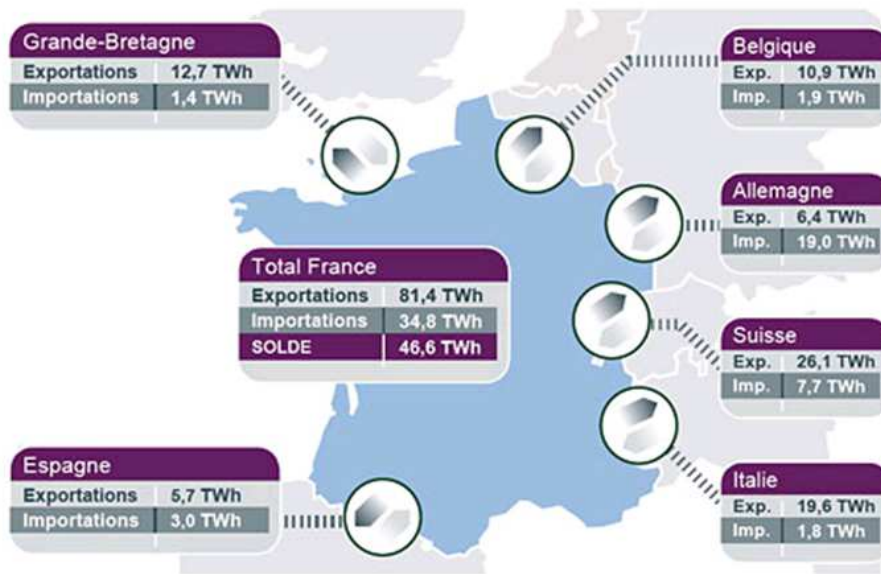


Figure 37 : Échange contractuel français en 2008 avec les pays frontaliers [RTE]

La production d'électricité étant très carbonée en période de pointe en Allemagne, nous posons comme hypothèse que 75% de l'électricité importée est thermique, les 25% restant étant d'origine nucléaire. Parmi ces 75% d'électricité d'origine thermique, on considère 55% venant du charbon et 45% venant du gaz. Le mix électrique et les émissions de gaz à effet de serre issues de cette production deviennent alors :

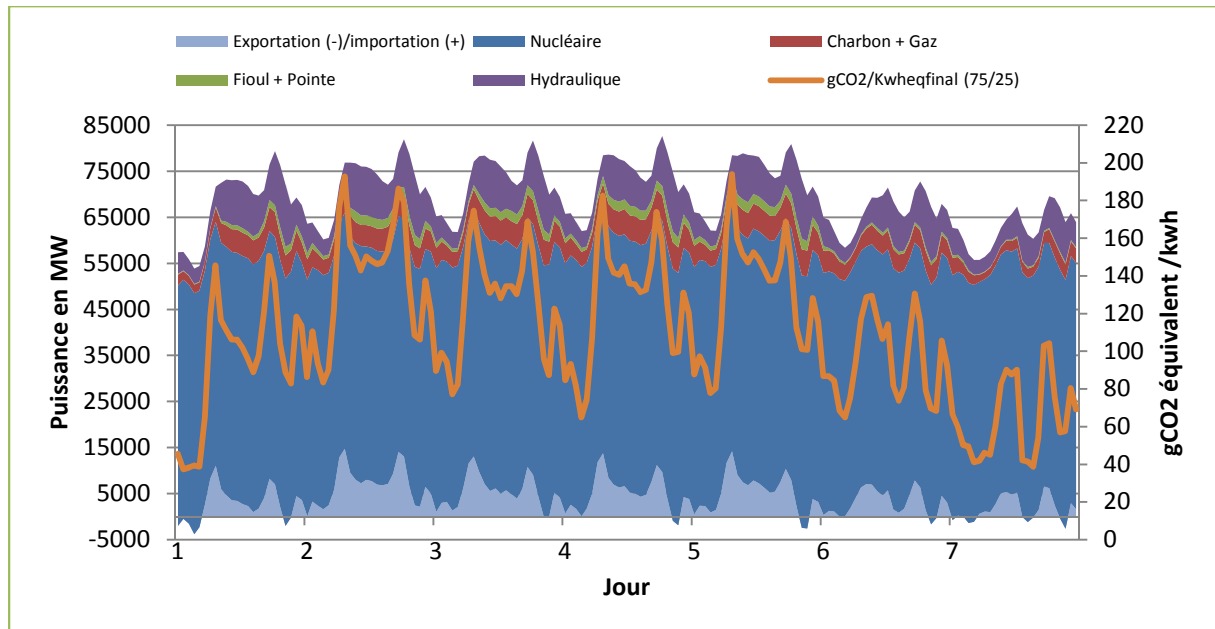


Figure 38 : Mix électrique français avec importation et émissions de gaz à effet de serre correspondant

En ajoutant les importations, le pic d'émissions de CO<sub>2</sub> de 12 h devient plus important et dépasse même parfois le pic de d'émissions de 19 h. En fait maintenant la courbe des émissions de CO<sub>2</sub> suit principalement les importations plus que la production maximale du parc de production français, ces deux courbes sont très proches la plupart du temps, mais il y a parfois des décalages de quelques heures.

Ce sont les deux courbes d'émissions de CO<sub>2</sub> équivalent par kilowattheure présentées dans les *Figure 36* et *Figure 38* qui sont utilisées pour déterminer le coût de l'utilisation d'une puissance de chauffage  $P_{chauff}$  (en W) sur un pas de temps  $dt$  (en min) :

$$coût = CO_2 * P_{chauff} / 1000 * dt / 60 \quad \text{III.3.1}$$

avec

$CO_2$  les émissions de CO<sub>2</sub> par kWh du mix électrique [geqCO2/kWh]

### 3.6.2. Résultats d'optimisation

Toutes les optimisations menées dans cette partie sont faites avec un nombre d'état  $N_e = 800$ , un pas de temps de 30 min et la météo correspondant à la semaine du 23 au 30 Novembre 2008 à Mâcon pour la température extérieure. Cette semaine correspond à une période froide d'une année où les données du mix électrique de RTE sont disponibles. N'ayant pas accès au rayonnement solaire global horizontal de cette semaine, c'est celui d'une semaine semblable typique qui est utilisé :

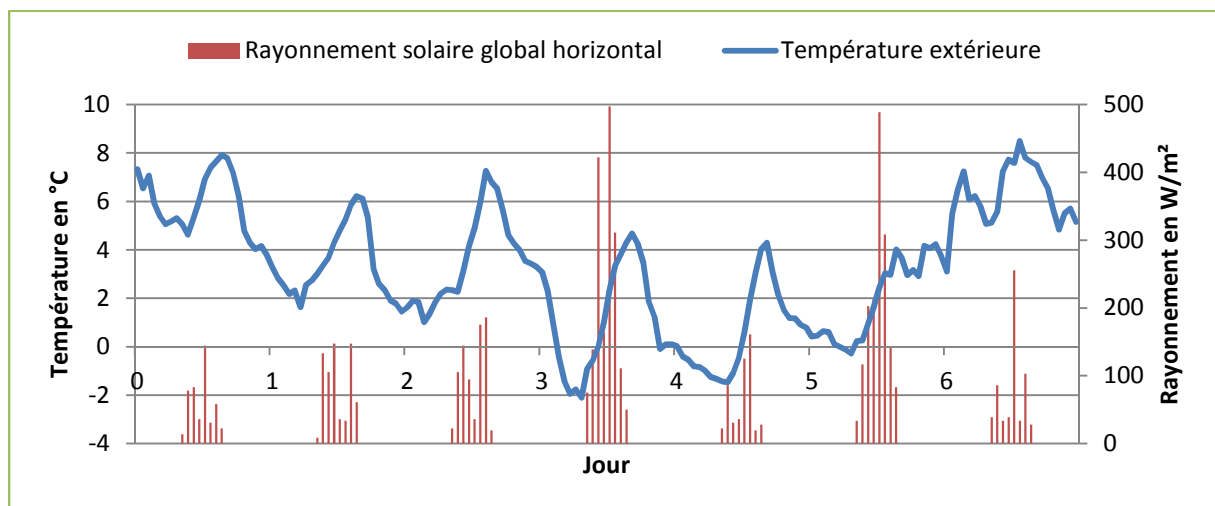
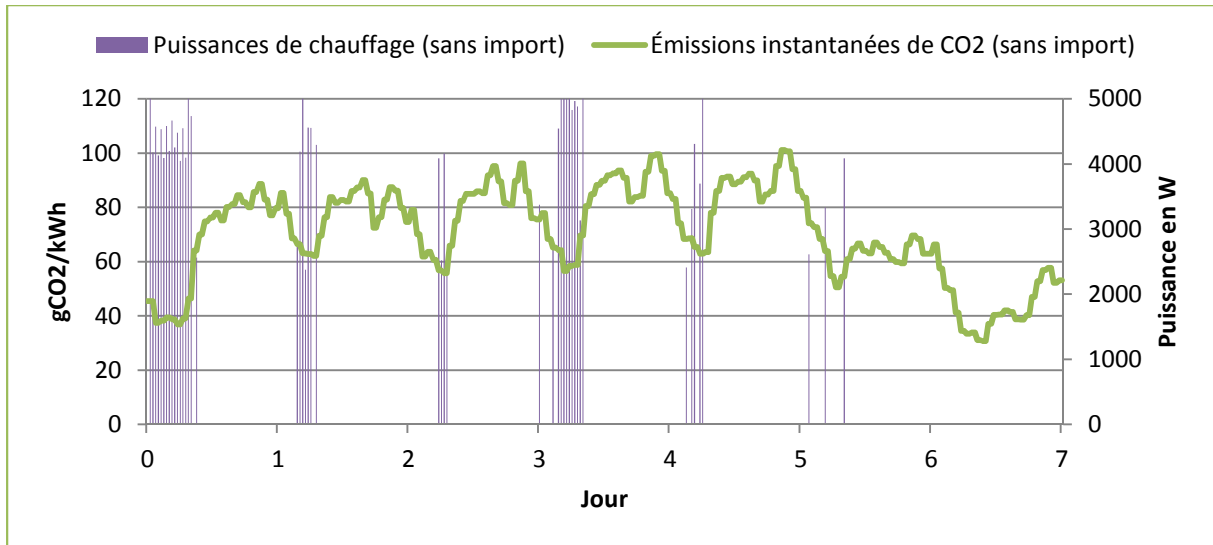


Figure 39 : Météorologie de la semaine 48 de 2008 à Mâcon

La météorologie pendant cette semaine est globalement plus favorable que celle utilisée précédemment (*Figure 30*) avec des températures plus élevées pour des valeurs de rayonnement solaire globalement similaires.

Les résultats des optimisations avec des fonctions coût prenant en compte les importations ou sans les importations sont présentés dans les *Figure 40* et *Figure 41*.



**Figure 40 : Puissances de chauffage utilisées par la régulation optimale sans prise en compte des imports d'électricité**

Durant le premier jour de la semaine, il faut toujours augmenter le niveau d'énergie globale du bâtiment pour permettre une bonne régulation sur le reste de la semaine. La nuit du dimanche soir au lundi matin est une période où les émissions de CO<sub>2</sub> du mix électrique sont faibles grâce au week-end. L'augmentation d'énergie globale du bâtiment s'effectue donc dans une période particulièrement favorable. Grâce à la météorologie froide mais plus clémente que précédemment, il y a peu de besoins de chauffage sur la semaine, avec quasiment aucun besoin lors des deux derniers jours. Il est donc assez facile d'effacer les périodes où les émissions de CO<sub>2</sub> sont les plus importantes, notamment les pointes de midi et de 19 h. Avec des imports de CO<sub>2</sub> issus à 75% d'électricité d'origine thermique (*Figure 41*), les émissions instantanées de CO<sub>2</sub> augmentent plus rapidement le premier jour, donc le chauffage est utilisé de façon moins importante que sur la *Figure 40*. Le chauffage est périodiquement utilisé pendant la journée au moment où les émissions de CO<sub>2</sub> sont plus basses. Globalement l'algorithme d'optimisation s'est très bien adapté aux évolutions constantes de la fonction coût, et profite de chaque baisse des émissions de CO<sub>2</sub> dans le mix électrique. Les émissions totales d'équivalent CO<sub>2</sub> sont de 7,4 kg pour la semaine étudiée. Avec une régulation classique maintenant la température à 19°C toute la semaine, les émissions totales de CO<sub>2</sub> sont de 8,9 kg, soit 17% de plus.

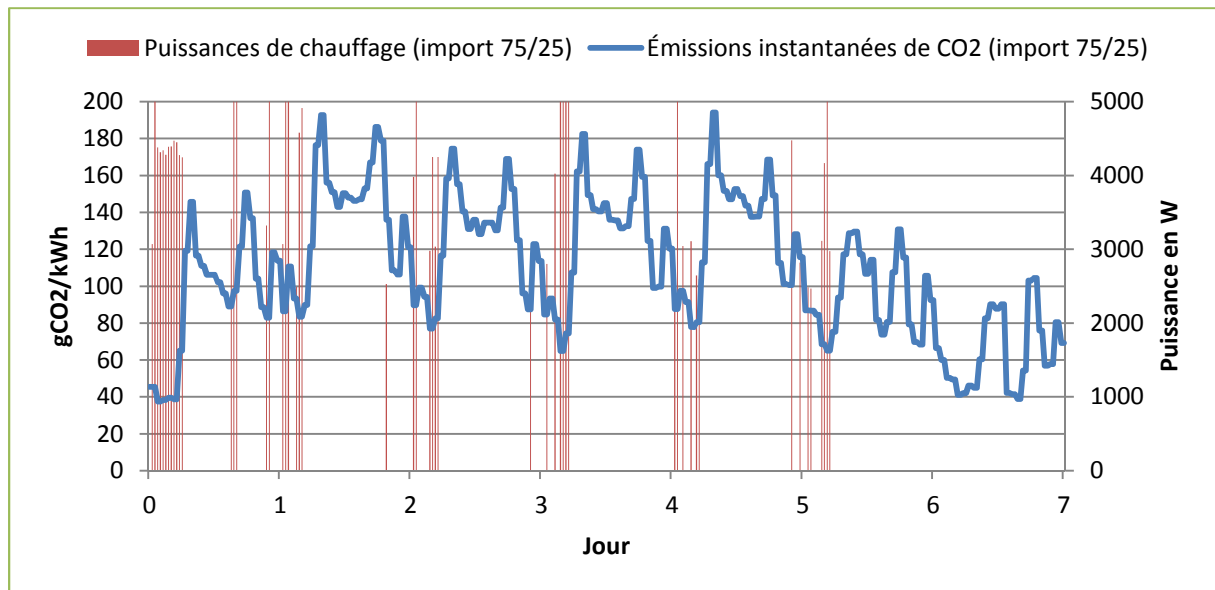


Figure 41 : Puissances de chauffage utilisées par la régulation optimale avec prise en compte des imports d'électricité

La *Figure 42* montre la régulation optimale pour une optimisation cherchant à effacer la période de pointe de consommation d'électricité comprise entre 17 h et 21 h avec ces nouvelles données météorologiques. Hormis pendant la première nuit où le chauffage est beaucoup utilisé pour effectuer l'augmentation du niveau énergétique du bâtiment, l'utilisation du chauffage est très sporadique et seulement effectuée en heure creuse. Étant donné que le chauffage est utilisé seulement pendant les heures creuses, il efface aussi les périodes de pointe de CO<sub>2</sub> même si ce n'était pas un des objectifs de la régulation. Cela explique pourquoi finalement les régulations sont assez semblables dans les *Figure 40* et *Figure 42* comme on peut le voir dans la *Figure 43* où sont montrées les températures intérieures pour ces deux régulations.

Une optimisation multicritère avec pour objectif l'effacement de la consommation de pointe électrique et des émissions de pointe de CO<sub>2</sub> est donc peu intéressante car les fonctions coût sont finalement assez similaires et le bâtiment étudié est très bien isolé, nécessitant peu de chauffage.

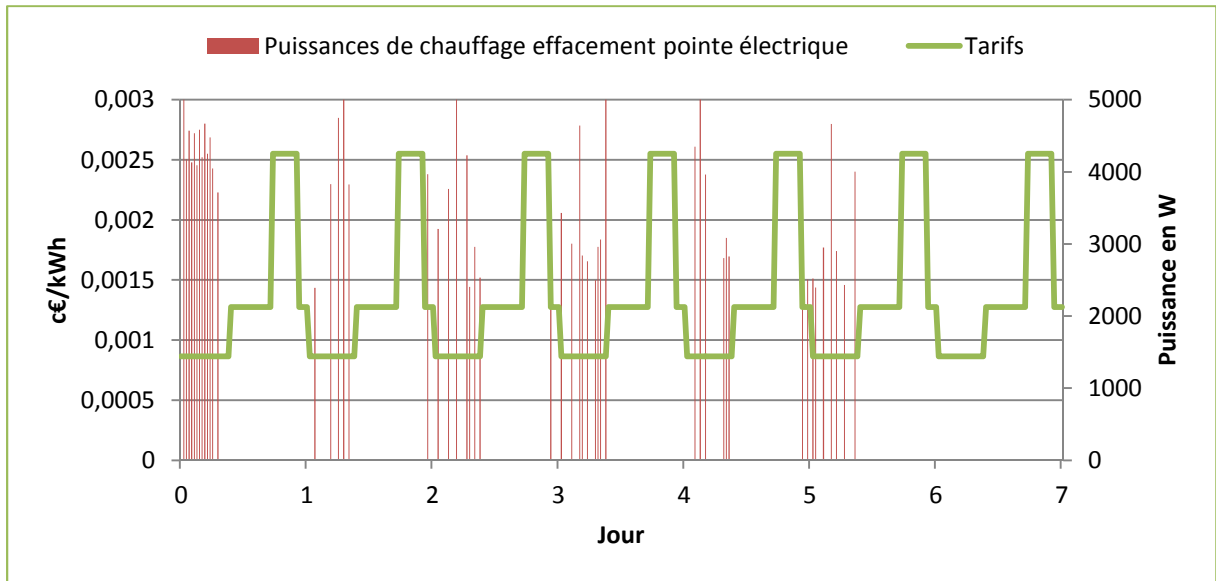


Figure 42 : Puissances de chauffage utilisées par la régulation optimale pour effacement de la pointe de consommation d'électricité

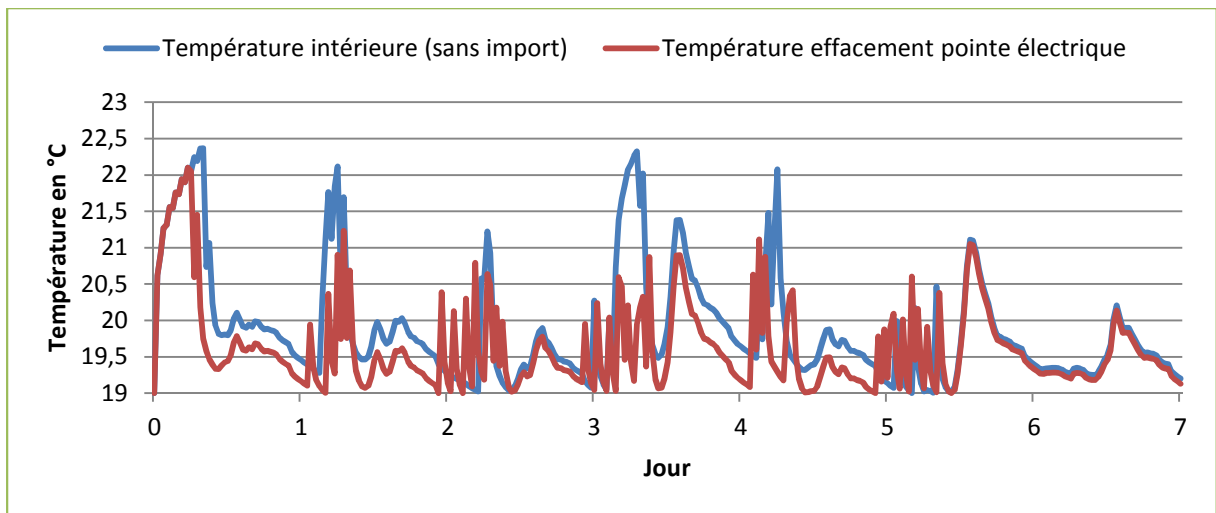


Figure 43 : Température intérieure pour les régulations effaçant la pointe d'émission de CO<sub>2</sub> et la pointe de consommation d'électricité

## 4. OPTIMISATION SUR UN MODÈLE THERMIQUE BIZONE

Les optimisations développées jusque là concernaient un modèle thermique monozone du bâtiment étudié. Nous allons maintenant étudier les régulations thermiques possibles pour un modèle thermique bizona du bâtiment. Dans un cas multizone, le graphe de la programmation dynamique n'est plus le même et comprend  $n$  dimensions avec  $n$  le nombre de zones.

### 4.1. Modèle thermique et paramètres d'optimisation

Pour un graphe bizona, le graphe de la programmation dynamique est représenté dans la *Figure 44* pour un seul pas de temps. Il y a deux variables d'état  $E_1$  et  $E_2$  qui ont des valeurs minimum et maximum différentes et des nombres de discrétisation pouvant être différents, ils sont identiques dans notre cas d'étude. Dans ce cas, il y a  $Ne^n$  états possibles à chaque pas de temps, l'augmentation du nombre de calcul est ainsi fonction de la puissance du nombre de zones. Il est donc important de limiter ce nombre au maximum, c'est pourquoi dans notre cas d'étude nous ne travaillons que sur des modèles bizones avec une discrétisation de la variable d'état  $Ne = 150$  et un pas de temps de 1 h.

Le modèle thermique du bâtiment décrit dans la partie 1.2 contient maintenant deux zones. La première zone thermique comprend toutes les pièces du rez-de-chaussée, la deuxième zone comprend toutes les pièces situées à l'étage. Les deux zones font environ  $48 \text{ m}^2$  pour  $120 \text{ m}^3$ . Elles sont toujours ventilées avec un scénario de  $0,6 \text{ vol/h}$  sauf pendant les périodes non occupées où elles sont ventilées à  $0,3 \text{ vol/h}$ . La ventilation interne entre zones est fixée à  $66 \text{ m}^3/\text{h}$  constant du rez-de-chaussée à l'étage. Le scénario d'occupation est le même mais est divisé entre les deux zones suivant les périodes de la journée. Le scénario des puissances dissipées est inchangé, il est inséré dans la première zone thermique, les puissances dissipées à l'étage dans les chambres sont négligées. Le bâtiment a des besoins de chauffage annuels de  $14 \text{ kWh/m}^2$  en moyenne, avec  $18 \text{ kWh/m}^2$  pour la zone située au rez-de-chaussée et  $10 \text{ kWh/m}^2$  pour la zone située à l'étage. Le cadre d'étude est toujours celui de l'effacement de la consommation électrique de pointe comme dans la partie 3.3.

Par rapport au modèle thermique du bâtiment monozone, un changement est apporté. Le plancher intermédiaire est plutôt lourd dans ce modèle. Dans le modèle thermique bizona, le plancher intermédiaire est léger avec  $2 \text{ cm}$  de bois léger. Cette modification est le résultat du choix de la variable d'état. Pour chaque zone il y a une variable d'état, l'énergie totale stockée dans la zone. Cette variable prend en compte l'énergie contenue dans chaque mur de la zone, l'énergie comprise dans les murs situés dans les deux zones est donc comptée deux fois. Pour limiter ce problème, nous avons choisi de prendre des parois légères dans ce cas, afin que l'énergie qui est comptée deux fois soit faible, avec une influence limitée sur la variable d'état.



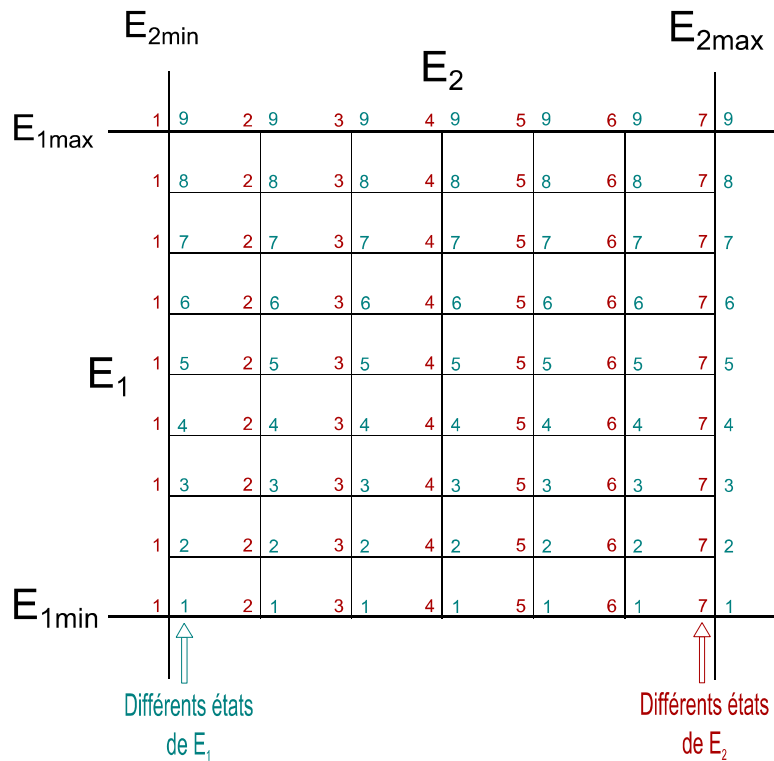


Figure 44 : Graphe de la programmation dynamique pour une optimisation bizona pour un pas de temps

Pour rappel, le calcul de la commande de chauffage se fait grâce à l'équation suivante :

$$P_{\text{chauff}} = \frac{(E_{\text{zone1}}^{n+1} + u_n - x - u_{n+1} - t)}{\text{MGIE}[\text{Nbzones} + 1, 2]} - P_{\text{int}} - P_{\text{ventil}} \quad \text{III.4.1}$$

Dans  $u_{n+1}$  on retrouve notamment les puissances de chauffage de toutes les autres zones qui ne sont pas forcément connues. Un premier calcul approché est donc réalisé avec des puissances de chauffage nulles pour les autres zones si elles n'ont pas encore été calculées. Quand toutes les puissances de chauffage ont été calculées une première fois pour chaque zone, elles sont alors recalculées de façon itérative pour obtenir des valeurs plus précises. La condition pour arrêter l'itération est que pour chaque zone thermique, entre deux itérations  $k$  et  $k+1$  successives, on obtienne :

$$\text{abs}(P_{\text{chauff}}^{k+1}[\text{izone}] - P_{\text{chauff}}^k[\text{izone}]) < 5W \quad \text{III.4.2}$$

## 4.2. Résultats d'optimisation

La régulation optimale issue de l'optimisation est présentée dans les deux figures suivantes, l'optimisation a duré 18 minutes.

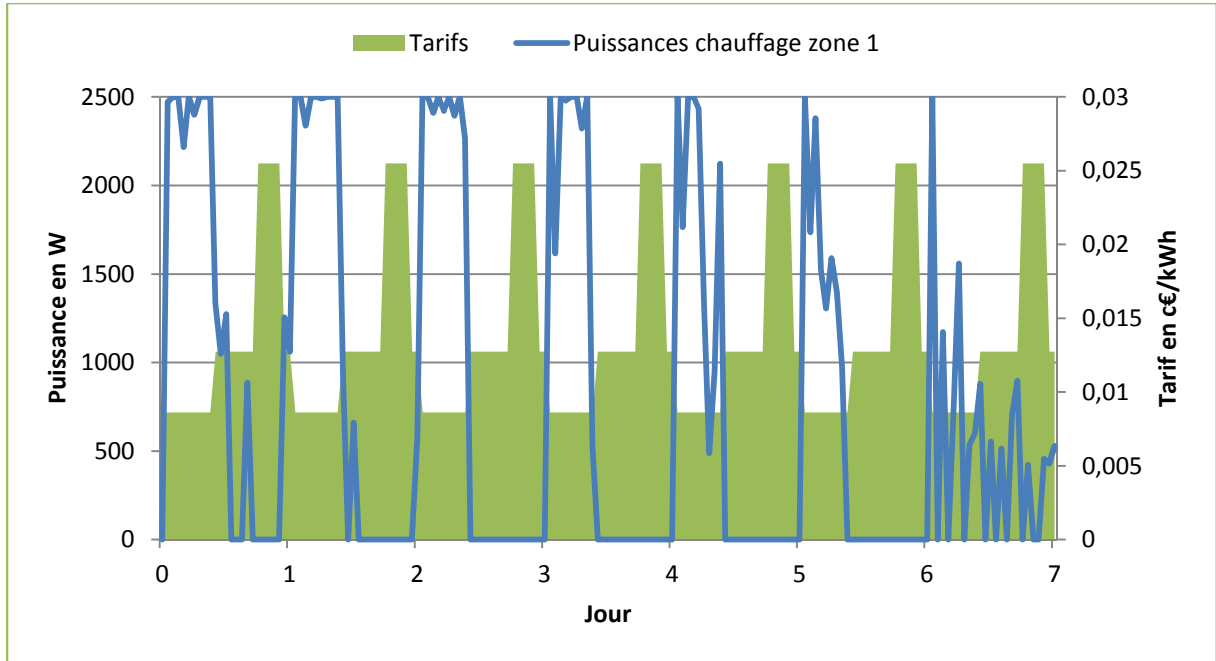


Figure 45 : Puissances de chauffage de la zone rez-de-chaussée

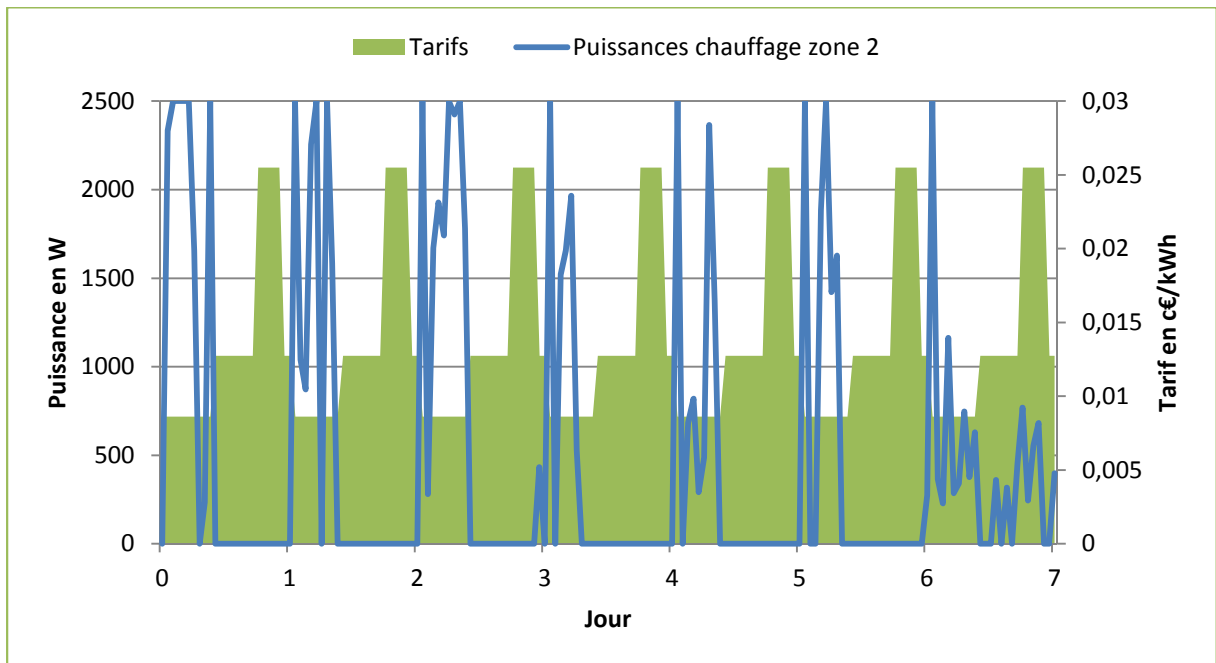
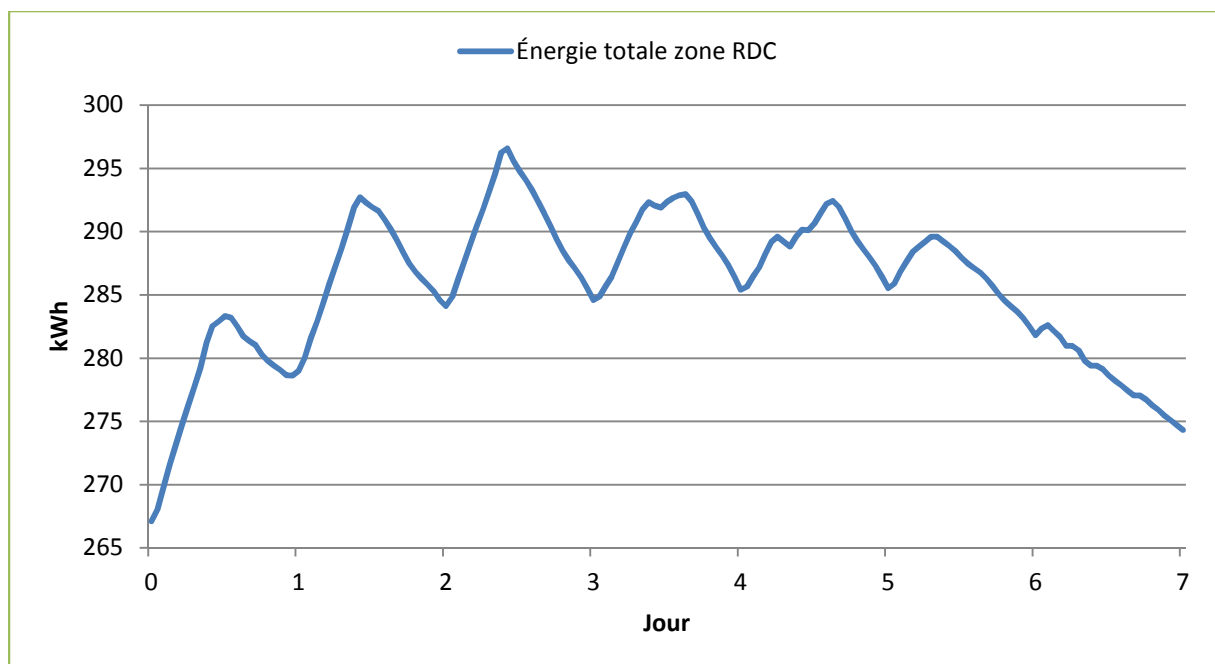


Figure 46 : Puissances de chauffage de la zone étage

Sur les deux figures précédentes, le chauffage est effacé pendant toutes les heures de pointe dans les deux zones sauf pendant le dernier jour. Les heures creuses sont également effacées la plupart du temps dans les deux zones. Le prix de la régulation sur la semaine étudiée est de 17,8 €.

L'énergie totale de la zone RDC est montrée sur la *Figure 47*. En plus de l'augmentation du niveau énergétique du premier jour, il y a cette fois une baisse importante de l'énergie le dernier jour. Il est donc plus efficace le dernier jour de moins utiliser le chauffage même si cela ne permet pas d'effacer toute la période de pointe. Une partie de l'énergie stockée dans le bâtiment est relâchée pour diminuer la consommation globale de chauffage. Or la diminution du niveau énergétique doit se faire tout en maintenant la température intérieure à 19 °C. Les puissances de chauffage utilisées pendant les heures de pointe permettent de maintenir 19 °C en chauffant le moins possible, ce sont des puissances de chauffage faibles.



**Figure 47 : Variation de l'énergie de la zone RDC pour une optimisation bizonne**

La *Figure 48* présente l'évolution de la température intérieure dans les deux zones, celles-ci respectent bien la contrainte de confort thermique à 19°C. Pendant le dernier jour, la température intérieure est moins élevée pendant la période creuse, ne permettant donc pas d'effacer complètement les heures de pointe. Celle-ci est maintenue au plus proche de 19°C pendant le reste de la journée.

Il existe deux solutions pour forcer l'effacement de la consommation de pointe sur la semaine. Soit effectuer une optimisation avec un jour supplémentaire à la fin, la baisse du niveau énergétique est alors effectuée à ce moment là, toutes les heures de pointe de la période souhaitée sont effacées. Une deuxième méthode consiste à augmenter le prix des heures de pointe. Tripler le prix des heures de pointes par rapport aux heures pleines ne suffit pas. Un prix quadruple est

nécessaire pour forcer l'effacement des heures de pointe le dernier jour. Avec un tel prix, même une faible puissance de chauffage de 500 W coûte trop cher pendant les heures de pointe.

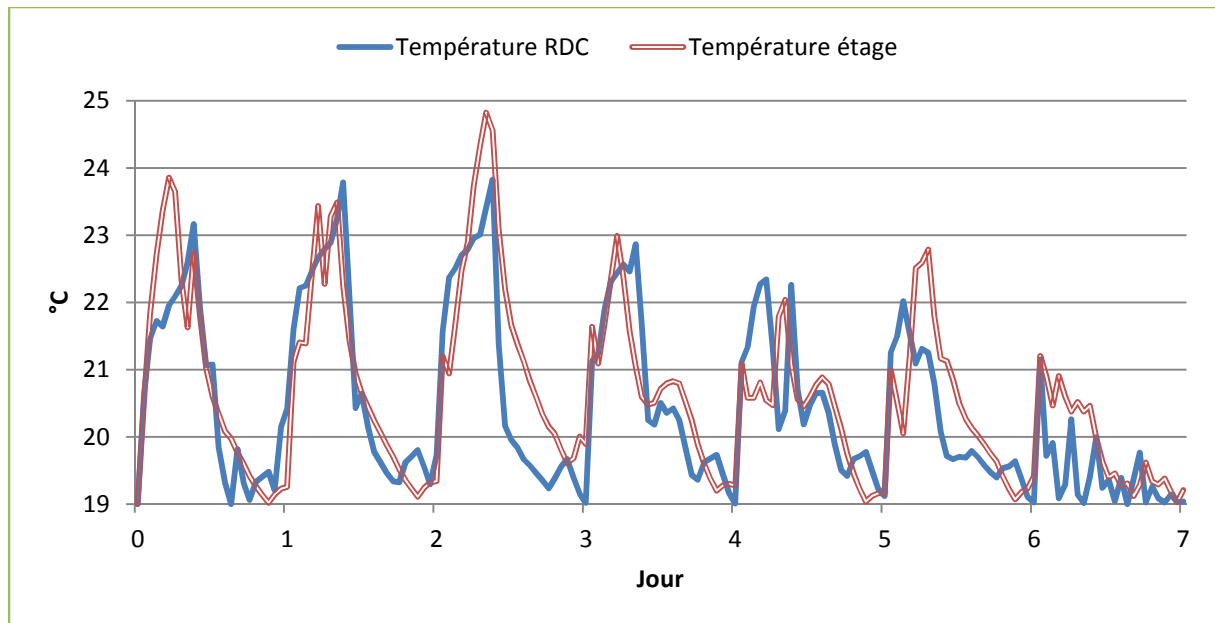


Figure 48 : Températures intérieures dans les deux zones

Une régulation classique maintenant la température intérieure des deux zones à 19 °C est également menée avec un prix des heures de pointe double par rapport à celui des heures pleines. Cette régulation a un coût total de 25,6 € pour la semaine, un surcoût de presque 8 € (30 %) par rapport à la régulation issue de la programmation dynamique (17,8 €).

L'avantage d'utiliser une commande anticipative dans ce cadre d'étude est certain, le changement dans la grille tarifaire aux heures de pointe permet de mettre en valeur ce type de régulation. Il faut maintenant regarder si une optimisation sur un modèle thermique bizona apporte une différence notable par rapport à une optimisation sur un modèle thermique monozone.

### 4.3. Comparaison aux résultats d'une optimisation sur un modèle thermique monozone

Une optimisation a été effectuée dans les mêmes conditions que celles du modèle thermique bizona du bâtiment. Le bâtiment décrit au paragraphe 1.2 a donc été changé pour prendre en compte le plancher léger en bois qui a été ajouté dans le bâtiment du modèle thermique bizona.

Les paramètres utilisés pour l'optimisation sont identiques, le nombre de discrétisation de la variable d'état est égal à 300 (2\*150) et le pas de temps de l'optimisation est d'une heure. L'optimisation sur le modèle thermique monozone a duré 7 secondes dans ces conditions, l'optimisation a duré environ 18 minutes sur un modèle thermique bizona. Le changement de

modèle thermique est donc notable sur les temps d'optimisation. De plus, les capacités de calcul de l'ordinateur sont vite limitées, le nombre d'états de discrétisation dans ce cas d'étude est limité à 300 à cause de l'optimisation sur le modèle thermique bizona.

La régulation énergétique issue de l'optimisation par la programmation dynamique sur le modèle bizona obtient de meilleurs résultats que celle issue de l'optimisation sur le modèle thermique monozone (Figure 49). Sur la semaine d'optimisation, il y a deux euros de différence. Les courbes des coûts cumulés suivent les mêmes tendances, les plateaux représentant les effacements des périodes de pointe et d'une partie des heures pleines. Que ce soit en monozone ou en bizona, aucune des régulations n'efface les heures de pointe de la dernière journée.

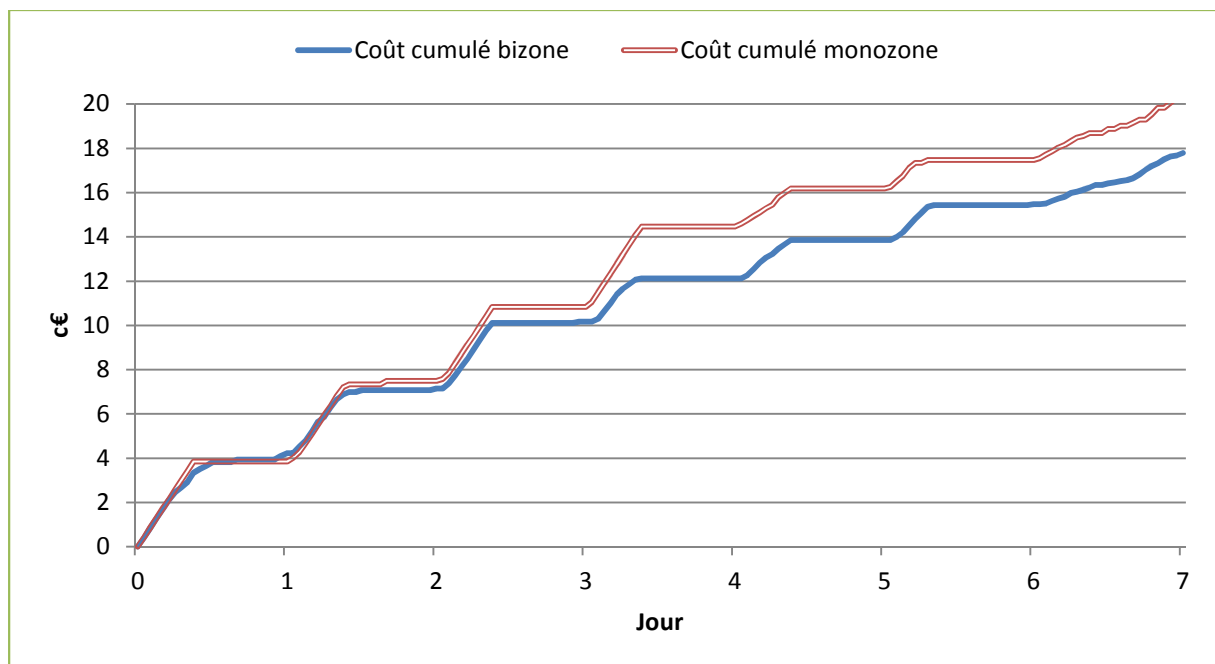


Figure 49 : Coût cumulés pour les modèles thermiques monozone et bizona

L'effacement des heures de pointe et des heures pleines est également visible sur la Figure 50. La courbe bleue représente la somme des puissances de chauffage des deux zones du cas d'étude du modèle bizona. Cette courbe est beaucoup moins régulière que la courbe des puissances de chauffage du cas d'étude monozone, il y a notamment plusieurs passages de la puissance de chauffage de 5000 W à 2500 W, cela correspond à une zone dont le chauffage a été coupé pendant que l'on continue de chauffer à son maximum la deuxième zone. C'est cette différenciation entre les zones qui permet de réduire les puissances de chauffage au niveau global par rapport au modèle monozone tout en maintenant le confort thermique et en effaçant les consommations de pointe. Un nombre de zones thermique plus élevé augmente la précision de la gestion énergétique de chaque zone et donc réduit les coûts de chauffage sur la période étudiée. L'énergie du modèle thermique bizona représentée sur la Figure 51 est la somme des énergies des deux zones. Elle est supérieure à l'énergie totale du modèle thermique monozone de 10 kWh environ à l'instant initial car la paroi située entre les deux zones thermiques est comptée deux fois, une fois dans chaque zone thermique.

Pendant les trois premiers jours de l'optimisation, les deux énergies évoluent de la même façon. C'est à partir du quatrième jour que les deux courbes se différencient. En effet, pour le modèle thermique bizona l'énergie commence à diminuer dès ce jour. Le modèle thermique bizona est plus précis, la régulation qui est appliquée peut donc plus facilement relâcher l'énergie stockée dans le bâtiment tout en maintenant la température au dessus de 19°C dans chaque zone et en effaçant la consommation de chauffage pendant les périodes de pointe.

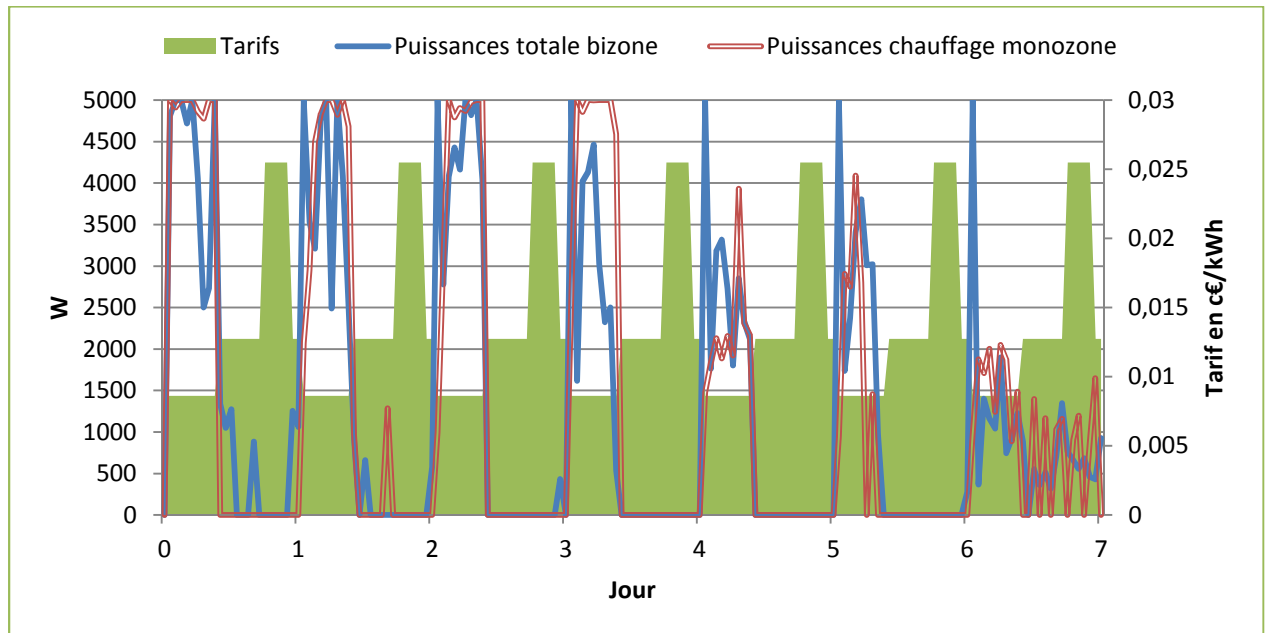


Figure 50 : Puissances de chauffage utilisées dans les modèles thermiques monozone et bizona

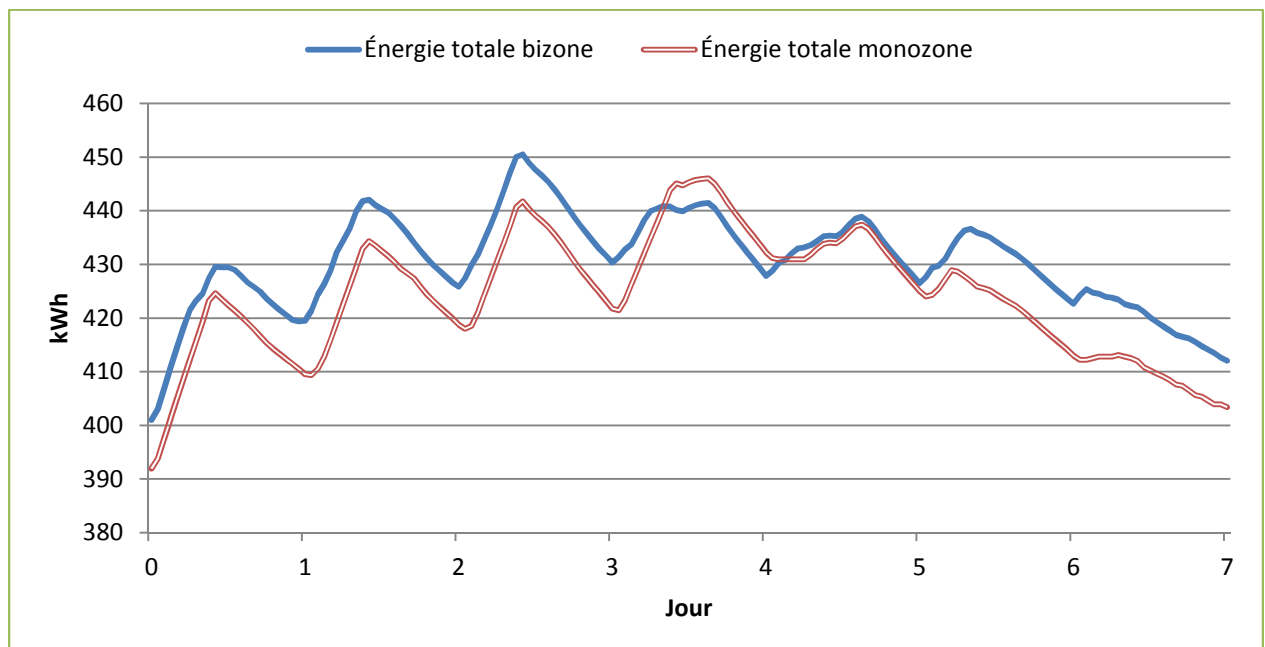


Figure 51 : Énergie dans les modèles thermiques monozone et bizona

Une perspective de ce travail est d'effectuer une optimisation sur un modèle thermique bizone qui ne prend pas en compte deux fois les parois situées entre deux zones. Une solution serait de rajouter au vecteur des sorties  $Y$  (équation III.1.2) qui comprend pour l'instant deux sorties, la température de la zone et son énergie, une troisième sortie qui est l'énergie de la paroi située entre zone. Cette énergie serait alors soustraite à l'énergie totale d'une des deux zones thermiques.

## 5. INFLUENCE DE L'INERTIE ET DU NIVEAU D'ISOLATION

Les stratégies de gestion énergétique dépendent du bâtiment étudié. Jusque-là le cas d'étude était celui d'un bâtiment passif avec une forte inertie. Ces conditions sont idéales pour stocker de l'énergie dans le bâtiment et ainsi effectuer des régulations efficaces. Nous allons maintenant effectuer des optimisations par la programmation dynamique sur des bâtiments différents pour mettre en valeur l'impact de l'inertie et du niveau d'isolation thermique sur les possibilités d'effacer la consommation de pointe dans un modèle thermique monozone.

### 5.1. Influence de l'inertie

Pour essayer de comprendre l'influence de l'inertie thermique sur les résultats d'optimisation, trois bâtiments sont étudiés. Le premier est le bâtiment utilisé jusque là et présenté dans la partie 1.2, il sera appelé bâtiment à « forte inertie ». Le deuxième bâtiment est une version identique du premier à l'exception de l'isolation des murs qui a été placée à l'intérieur. L'isolation du plancher bas est toujours située du côté extérieur du bâtiment. Les murs ne sont donc plus considérés comme « lourds », mais le plancher l'est toujours. Le bâtiment est appelé à « inertie intermédiaire ». Enfin le troisième bâtiment est une variation du bâtiment précédent, avec une ossature bois pour les murs (toujours considérés comme légers) et un plancher en bois qui est donc « léger ». De plus les parois internes telles que le plancher intermédiaire et le mur de refend ont été allégées. Le bâtiment est appelé à « faible inertie ». Les trois bâtiments sont décrits dans le *Tableau 14*. L'isolation thermique des trois maisons est identique afin de caractériser l'influence de l'inertie seule, les besoins de chauffage annuels des trois bâtiments sont de 14 kWh/m<sup>2</sup>.

Les différences d'inertie thermique entre les bâtiments peuvent être caractérisées par les valeurs des dix constantes de temps du modèle thermique réduit. Ces constantes de temps sont présentées dans le *Tableau 15*. La plus grande constante de temps de la maison à forte inertie est de 337 h contre 206 h pour la maison à inertie intermédiaire et 111 h pour la maison à faible inertie. Les capacités de stockage énergétique sont donc différentes pour ces trois bâtiments, bien que les constantes de temps soient assez élevées du fait de la forte isolation.

		Murs extérieurs	Combles	Plancher bas	Plancher intermédiaire	Mur Pilier
Bâtiment à forte inertie	Composition ext -> int	20 cm de polystyrène 15 cm de béton lourd	40 cm de laine de verre 1,5 cm de plaque de plâtre	25 cm de polystyrène 20 cm de béton lourd	20 cm de béton (hourdis) 8 cm chape béton	15 cm de béton
	U (W/m <sup>2</sup> /K)	0,15	0,09	0,12	3,13	11,7
Bâtiment à inertie intermédiaire	Composition ext -> int	15 cm de béton lourd 20 cm de polystyrène	40 cm de laine de verre 1,5 cm de plaque de plâtre	25 cm de polystyrène 20 cm de béton lourd	20 cm de béton lourd (hourdis) 8 cm chape béton	15 cm de béton
	U (W/m <sup>2</sup> /K)	0,15	0,09	0,12	3,13	11,7
Bâtiment à faible inertie	Composition ext -> int	25 cm laine de verre Panneau OSB	40 cm de laine de verre 1,5 cm de plaque de plâtre	25 cm de polystyrène 4 cm de Bois	2 cm de bois	5 cm de béton
	U (W/m <sup>2</sup> /K)	0,15	0,09	0,12	3,13	35

Tableau 14 : Résumé des compositions des parois des trois maisons étudiées

Forte inertie	337 h	28 h	17 h	15 h	14 h	1h 30min	1h 12min	50 min	42 min	36 min
Inertie intermédiaire	206 h	23 h	17 h	9 h	2 h	1h 20min	50 min	25 min	14 min	11 min
Faible inertie	111 h	17 h	7 h	2 h	41 min	32 min	15 min	7 min	5 min	4 min

Tableau 15 : Les dix constantes de temps des modèles réduits des bâtiments

La maison à inertie intermédiaire est celle avec des murs lourds mais situés à l'extérieur de l'isolant. Les mailles lourdes de ce modèle thermique du bâtiment sont directement influencées par la météorologie extérieure, les températures de ces mailles changent avec les données de la météorologie, contrairement aux deux autres maisons où soit les mailles lourdes du modèle thermique sont à l'intérieur de l'isolant, soit il n'y a pas de mailles lourdes dans le cas de la maison à ossature bois. L'énergie totale du bâtiment à inertie intermédiaire change donc avec la météorologie et non pas en fonction des puissances de chauffage. Les changements de la météorologie étant importants pendant la semaine, l'énergie du bâtiment évolue dans de plus grandes proportions. Il faut donc adapter le graphe de programmation dynamique en fonction et l'intervalle d'évolution de



la variable d'état doit être agrandi. C'est pourquoi dans cette optimisation, la valeur de *divmin* (équations III.1.10 et III.1.11) est changée à une valeur de 2 contre 50 auparavant. C'est à dire que la valeur maximale de l'énergie est toujours la même mais la valeur minimale de l'énergie pendant l'optimisation est diminuée à 50% de sa valeur initiale. L'intervalle de discrétisation de la variable d'état est donc forcément plus grand pour ce bâtiment pour une même valeur du nombre d'états *Ne*. L'intervalle de discrétisation dépend également de l'énergie initiale, il est donc différent pour les trois bâtiments car l'énergie initiale dépend de la masse thermique du bâtiment. Pour la maison à forte inertie, l'énergie initiale est de 520 kWh environ, elle est de 330 kWh pour la maison à inertie intermédiaire et de 165 kWh environ pour la maison à faible inertie. Pour pouvoir comparer les régulations énergétiques mises en place pour ces trois variantes de la maison initiale, il faut que l'intervalle de discrétisation de la variable d'état soit le même pour les trois optimisations. Pour fixer cet intervalle de discrétisation, nous avons choisi de discrétiser au maximum ( $Ne = 800$ ) la maison dont la variable d'état à la plage de variation la plus grande, soit la maison à inertie intermédiaire, ce qui donne un pas de discrétisation de 0,18 kWh. Ensuite le nombre d'états nécessaire pour avoir le même pas de discrétisation pour les deux autres bâtiments est calculé, il vaut 350 pour la maison à forte inertie et 110 pour la maison à faible inertie.

Nous savons également que la différence d'énergie sur un bâtiment résultant de la commande minimale (0 W) et maximale (5000 W) est de 1,23 kWh pour les trois bâtiments. Ainsi, à partir d'un état initial du bâtiment, il y a environ 7 commandes (1,23/0,18) qui sont utilisées à chaque pas de temps. C'est à dire que la différence moyenne entre deux puissances de chauffage successive calculée est de 700 W environ. C'est une valeur qui permet un très bon parcours de la grille de programmation dynamique.

Trois optimisations sont menées avec toujours les mêmes conditions météorologiques froides (*Figure 30*), un pas de temps de 30 min et un nombre d'état *Ne* variant de 110 à 800. Les trois régulations optimales issues des optimisations sont présentées dans les figures 52, 53 et 54.

La première figure concerne le coût cumulé de chaque régulation. Pour les trois bâtiments le coût cumulé est constant pendant les heures de pointe et une grande partie des heures pleines. Seul le dernier jour n'est pas effacé pour la régulation du bâtiment avec inertie intermédiaire comme dans le §3.3. Pour le bâtiment avec une faible inertie, les heures de pointe sont effacées mais les heures pleines sont moins effacées que pour les deux autres bâtiments. Grâce à une bonne isolation thermique du bâtiment, quelle que soit son inertie, il est possible de réaliser des effacements de la consommation électrique du chauffage pendant des périodes supérieures à 5 h, pouvant atteindre 15 h dans certains cas. Les coûts cumulés des trois régulations sont très proches : 19,6 € pour la maison à forte inertie, 20,5 € pour la maison à inertie intermédiaire et 20,7 € pour la maison à faible inertie. Par contre l'évolution du coût cumulé tout au long de la semaine est différente. Pendant les cinq premiers jours de la semaine, le coût cumulé de la régulation pour la maison à forte inertie est équivalent à celui de la régulation pour la maison à inertie intermédiaire. C'est seulement sur les deux derniers jours que s'opère une différence, la maison à forte inertie chauffe un peu plus l'avant

dernier jour et efface les heures de pointe du dernier jour alors que la maison à inertie intermédiaire fait l'inverse.

Pendant le sixième jour, la régulation de la maison à forte inertie tend à utiliser plus de chauffage et à stocker de la chaleur dans le bâtiment pour moins consommer les jours suivants. L'inertie plus forte du bâtiment permet de réduire légèrement les coûts totaux du chauffage dans ce cas d'étude. La régulation de la maison à faible inertie coûte moins cher les premiers jours mais l'augmentation du coût de la régulation est plus rapide en fin de semaine. Il y a moins d'énergie stockée en début de semaine donc il faut plus chauffer le bâtiment le reste du temps.

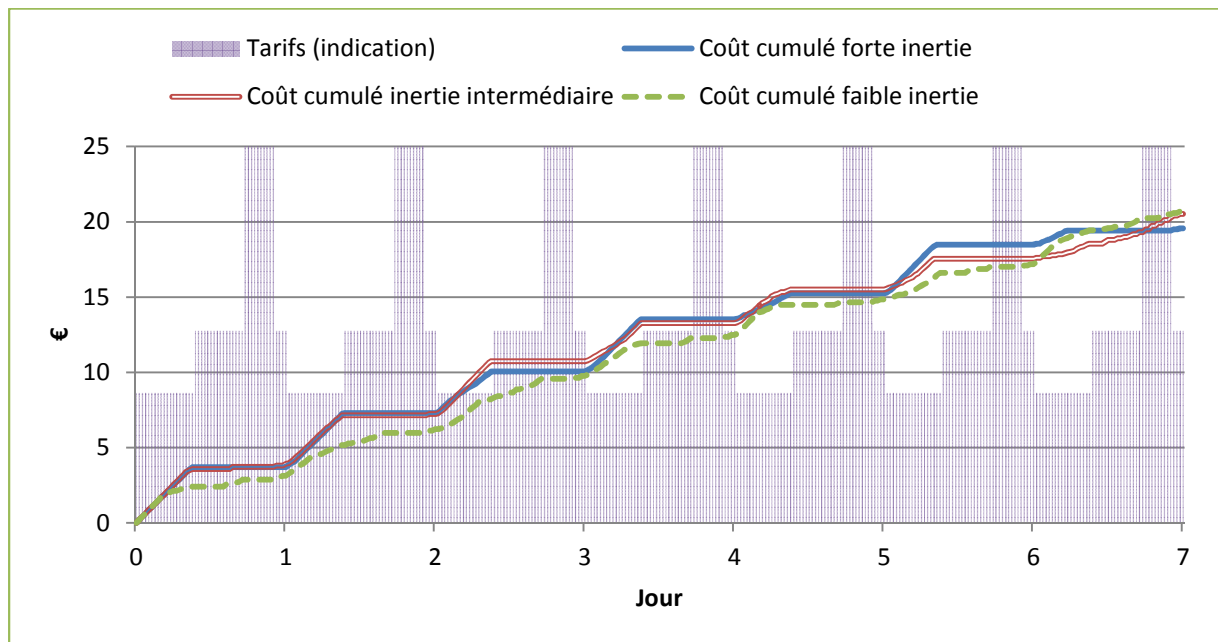


Figure 52 : Coût cumulé des régulations optimales pour les trois bâtiments à inertie différente

Même si la composition de la maison est identique entre la maison à forte inertie et celle à inertie intermédiaire et que seule la position de l'isolant diffère, les valeurs de l'énergie totale sont très différentes (Figure 53). Encore une fois, cette différence est due aux mailles lourdes du modèle thermique qui sont à l'extérieur pour la maison à inertie intermédiaire. La température de ces mailles est beaucoup plus basse. Comme l'énergie est le produit de la température d'une maille par sa capacité thermique, la somme de toutes ces énergies est beaucoup plus faible pour la maison à inertie intermédiaire. On note d'ailleurs que comme prévu l'énergie évolue de façon plus importante pour la maison à inertie intermédiaire, car cette évolution suit les variations du climat local.

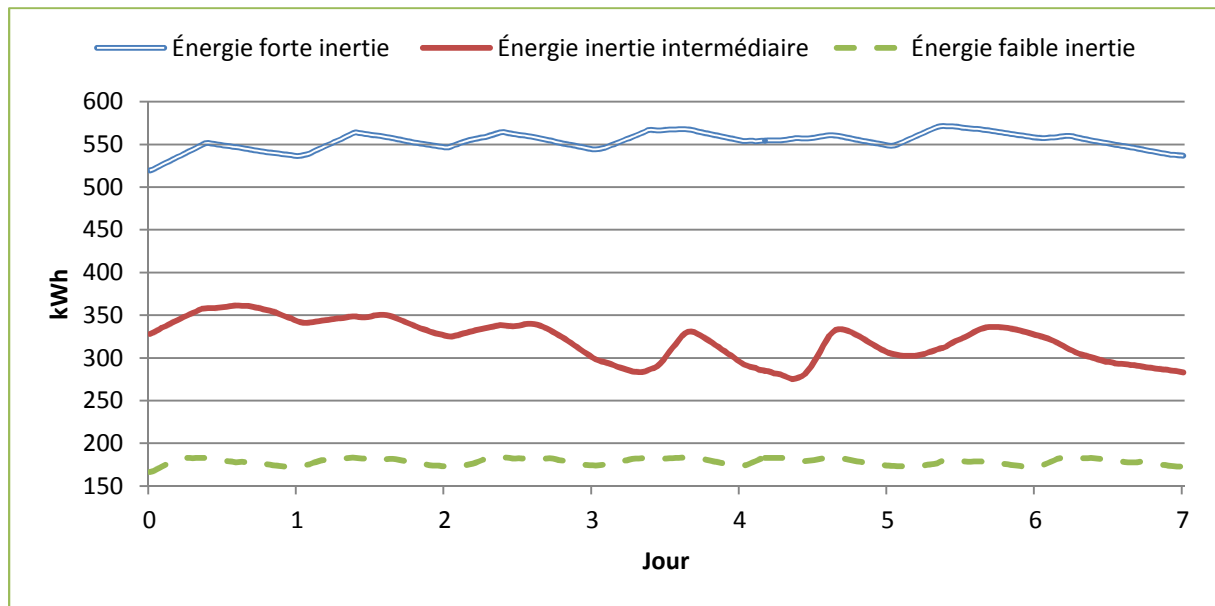


Figure 53 : Énergie totale dans le bâtiment pour les trois bâtiments à inertie différente

Sur la Figure 54 sont présentées les températures intérieures pour les trois régulations. Une contrainte a été ajoutée pendant ces optimisations : la température intérieure ne peut varier de plus de 1,7 °C par demi-heure. A première vue, on remarque que l'évolution de la température intérieure est beaucoup plus importante pour la maison à inertie intermédiaire, elle atteint presque 26 °C. Contrairement à la maison à faible inertie, cette maison efface quasiment toutes les heures pleines en plus des heures creuses, la température intérieure doit donc être plus élevée, surtout pendant les premiers jours où peu d'énergie est encore stockée dans les planchers lourds. Par contre cette maison à moins de possibilité de stockage que la maison à forte inertie, la température intérieure augmente donc plus fortement car une partie de l'énergie nécessaire aux effacements de la consommation de pointe est stockée directement dans l'air et le mobilier de la maison.

Même si les deux contraintes sur le confort thermique (température au dessus de 19 °C et variation inférieure à 1,7 °C/30min) sont respectées, les augmentations de température de l'ordre de 6 °C en 8 h en période nocturne ne sont pas forcément appréciables. Surtout que durant la nuit, en période de sommeil, il est beaucoup plus difficile pour l'occupant de s'adapter aux changements de température.

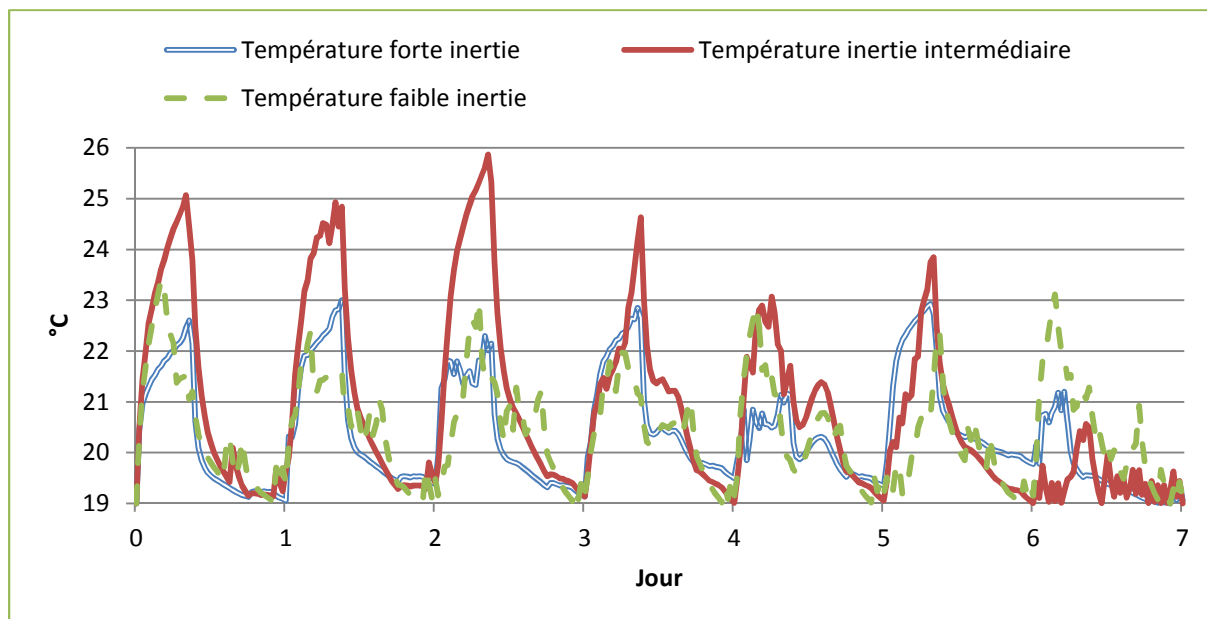


Figure 54 : Températures intérieures dans les trois bâtiments à inertie différente

Il est aussi intéressant de regarder la quantité d'énergie qui est nécessaire dans les trois cas pour effacer la consommation de pointe, et le nombre d'heures qui sont effacées avec cette énergie (Tableau 16). Nous nous intéressons aux différences entre les régulations quand des heures de pointe sont effacées.

	Forte inertie	Inertie intermédiaire	Faible inertie
Puissance moyenne	1339 W	1395 W	1281 W
Nombre d'heures effacées	109 h	110 h	85 h

Tableau 16 : Puissances moyennes et nombres d'heures effacées pour les trois bâtiments à inertie différente

Le bâtiment à forte inertie, avec une puissance moyenne plus faible que celle du bâtiment à inertie intermédiaire, efface autant d'heures. Il peut stocker de l'énergie sur du plus long terme. Il est donc possible de stocker les apports solaires plus facilement et ainsi limiter les besoins de chauffage. Le bâtiment à faible inertie à une puissance moyenne moins élevée mais en contrepartie beaucoup moins d'heures sont effacées. Même si la régulation mise en place utilise moins le chauffage, celui-ci fonctionne plus souvent pendant les heures pleines, le coût cumulé sur la semaine est donc plus important.

## 5.2. Influence de l'isolation du bâtiment

Comme au paragraphe précédent, les régulations optimales issues des optimisations de trois versions d'un même bâtiment sont comparées. Ces travaux sont la suite de ceux de [MALI 11]. La première version est celle à isolation par l'intérieur présentée précédemment, elle est maintenant appelée bâtiment « très isolé ». La deuxième version est un bâtiment avec seulement 10 cm d'isolant

dans les combles et 5 cm sur les murs ainsi que sur le plancher bas. Il n’y a pas d’échangeur sur la ventilation (simple flux). Toutes les fenêtres sont à double vitrage même celles situées sur la façade nord. Cette version du bâtiment sera appelée à « isolation intermédiaire ». Enfin la dernière version correspond à un bâtiment sans isolation et avec du simple vitrage sur toutes les façades et une ventilation simple flux. Ce bâtiment est appelé « sans isolation ». La maison « très isolée » a des besoins de chauffage annuels de 14 kWh/m<sup>2</sup>, pour 66 kWh/m<sup>2</sup> pour la maison à « isolation intermédiaire » et 405 kWh/m<sup>2</sup> pour la maison « sans isolation ».

Pour permettre la réalisation d’optimisation par la programmation dynamique dans le contexte de bâtiments peu isolés, la valeur de la commande maximale de chauffage est augmentée à 10 kW pour le bâtiment à isolation « intermédiaire » et à 25 kW pour le bâtiment « sans isolation ». De la même façon que dans le paragraphe précédent, l’énergie totale du bâtiment évolue suivant les conditions météorologiques avec des variations importantes, le coefficient *divmin* est donc mis à 1 et le coefficient *Ne* est de 800. Dans ce cas d’étude les trois optimisations n’ont pas la même valeur de discrétisation de la variable d’état car les différences entre les bâtiments sont trop importantes. Enfin, la contrainte d’une variation de la température inférieure à 1,7 °C/30 min est supprimée car la température intérieure peut évoluer très rapidement dans un bâtiment peu ou pas isolé.

Les optimisations menées dans ces conditions ont des résultats très différents au niveau de la fonction coût, comme on peut le voir dans le tableau suivant :

	Bâtiment « très isolé »	Bâtiment « isolation intermédiaire »	Bâtiment « pas isolé »
Coût cumulé optimisation	19 €	73 €	385 €
Coût cumulé régulation « classique »	25 €	75 €	382 €

**Tableau 17 : Coût cumulé des trois régulations optimales pour les bâtiments à isolation différente**

Comme on peut s’y attendre, plus le bâtiment est isolé, plus le coût total pour le chauffer sur la semaine étudiée est faible. Par contre c’est seulement avec un bâtiment suffisamment isolé qu’il est possible d’effacer la consommation de chauffage électrique pendant les heures de pointe, ainsi pour le bâtiment très isolé le coût cumulé issu de l’optimisation est plus faible que celui de la régulation classique qui maintient la température à 19 °C dans le bâtiment. Pour le bâtiment à isolation intermédiaire, la différence entre les deux régulations est très faible, et pour le bâtiment non isolé c’est la régulation classique qui obtient les meilleurs résultats. Comme on peut le voir sur la *Figure 55* qui présente les puissances de chauffage utilisées dans les trois régulations, les heures de pointe ne sont jamais effacées. La régulation la moins chère consiste alors à maintenir la température intérieure à 19 °C, ce qui n’est pas fait dans le cas de l’optimisation par la programmation dynamique car la variable d’état est l’énergie totale stockée dans le bâtiment. Il faudrait choisir comme variable d’état la température de la zone pour retrouver les mêmes résultats.

Pour une meilleur lisibilité de la figure, seules les heures de pointe sont présentées, mais la différenciation heure creuse/heure pleine était bien présente lors des optimisations. Pour le

bâtiment « très isolé », les heures de pointe comme une grande partie des heures pleines sont effacées. Par contre, pour un bâtiment à « isolation intermédiaire », les heures de pointe ne sont plus effacées, le chauffage est moins utilisé pendant ces périodes que pendant le reste du temps mais il n'est jamais complètement effacé sur toute la période. Même un changement de la fonction coût avec un tarif de pointe valant dix fois le tarif des heures pleines ne permet pas d'effacer complètement les périodes de pointe. Pour un bâtiment pas du tout isolé, les heures de pointe ne sont jamais effacées. En effet il n'est pas rentable d'essayer de stocker de l'énergie dans la masse thermique du bâtiment pour effacer la consommation électrique pendant les heures de pointe car une grande partie de l'énergie stockée est ensuite perdue dans l'environnement. La surconsommation énergétique pour effacer les heures de pointe n'est donc pas intéressante.

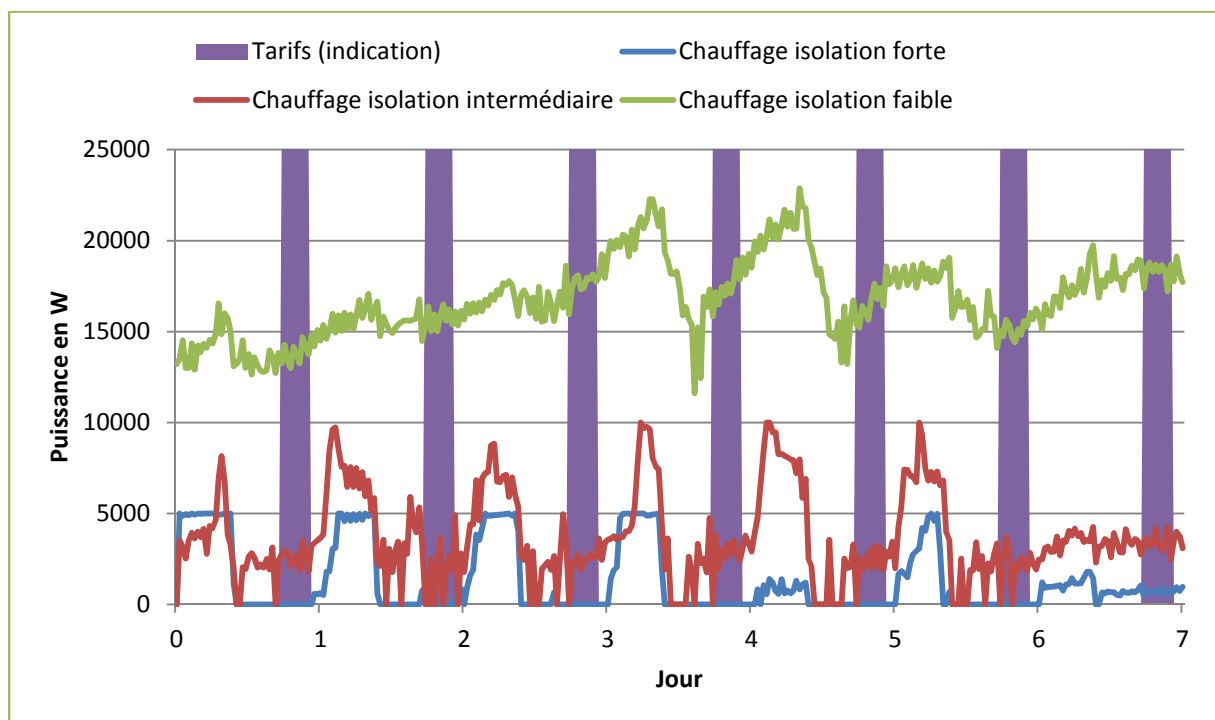


Figure 55 : Puissances de chauffage pour les régulations issues des trois bâtiments à isolation différente

La Figure 56 montre bien que la régulation optimale dans un bâtiment non isolé ne cherche pas à effacer la consommation électrique du chauffage pendant les périodes de pointe. La régulation maintient la température aussi proche que possible de 19°C, alors que dans les deux autres bâtiments, la température intérieure augmente pour effacer au moins une partie des heures creuses et des heures de pointe.

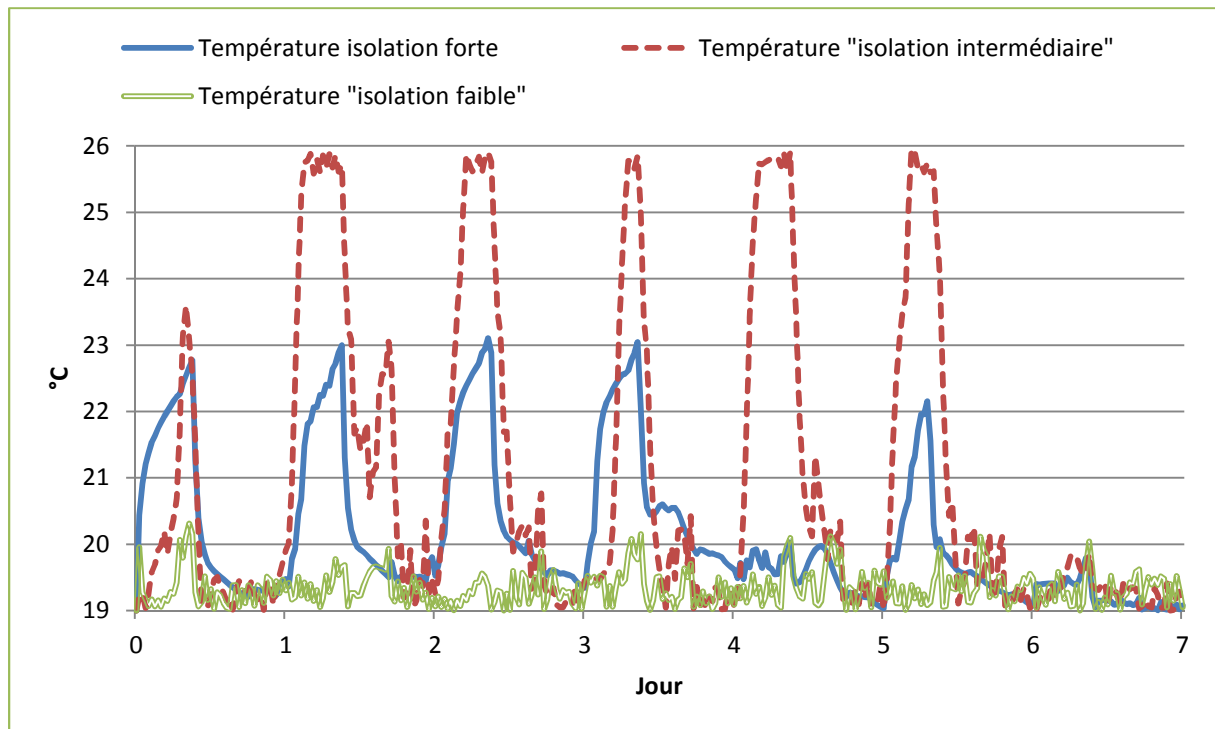


Figure 56 : Évolution des températures intérieures dans les trois bâtiments à isolation différente

Dans une maison pas ou très peu isolée, les habitants ne cherchent en général pas à maintenir le confort thermique dans toute la maison mais dans certaines pièces seulement. Les maisons ne sont généralement pas chauffées à 19 °C mais ont des températures de consigne plus basses, autour de 17 °C. C'est pourquoi, même si les conditions météorologiques sont très défavorables, la facture de chauffage atteint rarement 400 € par semaine pour une maison de cette taille. Par contre, cette étude montre bien qu'il n'est pas pertinent d'essayer de réguler énergétiquement des maisons peu isolées, il faut se concentrer dans ces cas sur la rénovation thermique du bâtiment.

## 6. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE

Ce chapitre montre comment un outil de simulation thermique dynamique a été complété par un module d'optimisation basé sur la programmation dynamique pour l'étude de stratégies de gestion énergétique d'un bâtiment dans un cas hivernal. Cette méthode est validée dans un premier temps sur un cas de référence monozone qui permet l'étude de l'influence de plusieurs paramètres tels que la discrétisation de la variable d'état et du temps et la réduction du modèle thermique sur les résultats d'optimisations. Plus les variables sont discrétisées finement, plus le cas d'étude se rapproche d'un cas continu et donc de l'optimum global. Cela permet également de valider la méthode « énergie fixée, commande calculée » qui est utilisée par la suite.

Dans un deuxième temps, une étude de cas cherche à effacer la consommation électrique en période de pointe pour un bâtiment très bien isolé pendant une semaine hivernale très froide. Cet effacement est possible pendant toutes les heures définies comme les heures de pointe mais aussi pendant une grande partie des heures pleines. La consommation énergétique du bâtiment est augmentée en contrepartie de la diminution du coût total d'utilisation du chauffage. Sur une période de chauffe de trois mois, les résultats sont toujours très satisfaisants : la diminution du coût total est de l'ordre de 19% par rapport à une régulation classique maintenant la température à 19 °C. Un second cas d'étude est ensuite développé avec pour objectif la minimisation des émissions de CO<sub>2</sub> du système de chauffage du bâtiment suivant les émissions du parc de production électrique français. Les émissions de CO<sub>2</sub> sont diminuées de 17% par rapport à une régulation classique sur la semaine étudiée.

Ensuite l'algorithme d'optimisation a été adapté à un modèle thermique bizona du bâtiment. Les résultats obtenus montrent que sur un modèle thermique bizona, l'utilisation d'une régulation issue de la programmation dynamique permet de réduire le coût total d'une régulation de 30 % environ comparé à une régulation classique maintenant la température intérieure à 19 °C. Par rapport à un modèle thermique monozone, le coût total de la consommation de chauffage est également diminué de 2 € (10 % de réduction environ), par contre les temps d'optimisation sont beaucoup plus longs. Un modèle thermique bizona semble être un bon compromis entre durée d'optimisation et amélioration des résultats. Au delà de deux zones, les besoins de calculs pour effectuer une optimisation seraient beaucoup trop élevés, tout comme les durées d'optimisation.

La fin de ce chapitre étudie l'influence de l'inertie du bâtiment et de son niveau d'isolation thermique sur les stratégies de gestion. Il est possible d'effacer la consommation électrique en période de pointe quelle que soit l'inertie du bâtiment, mais le confort thermique dans le bâtiment est meilleur avec un bâtiment à forte inertie. Par contre si le bâtiment n'est pas/ est peu isolé, il n'est pas possible d'effacer le chauffage en période de pointe. Il est même compliqué d'appliquer des stratégies de gestion énergétique dans ce cas d'étude car une grande partie de l'énergie stockée dans la masse thermique du bâtiment est perdue dans l'environnement extérieur.

Toutes les stratégies de gestion énergétique développées dans ce chapitre concernent la régulation du chauffage en période hivernale. Dans le prochain chapitre nous nous intéresserons à la régulation de la ventilation, forcée et naturelle, et des stores pour améliorer le confort thermique dans le bâtiment en période de forte chaleur.





***Chapitre IV Stratégies de  
gestion énergétique d'un bâtiment  
pendant une période estivale***

---

<b>1. COMMANDE DE LA VENTILATION FORCÉE</b>	<b>140</b>
<hr/>	
<b>1.1. PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION</b>	<b>141</b>
1.1.1. CALCUL DE LA COMMANDE DE VENTILATION	141
1.1.2. EFFET DE LA COMMANDE DE LA VENTILATION SUR LA VARIATION DE LA VARIABLE D'ÉTAT	144
1.1.3. CHOIX DE LA FONCTION OBJECTIF	146
1.1.4. BÂTIMENT ÉTUDIÉ ET RÉSUMÉ DES PARAMÈTRES D'OPTIMISATION	148
<b>1.2. RÉSULTATS D'OPTIMISATION AVEC UN CONFORT « STANDARD »</b>	<b>149</b>
<b>1.3. RÉSULTATS D'OPTIMISATION AVEC UN CONFORT ADAPTATIF</b>	<b>153</b>
1.3.1. ÉVOLUTION DE LA TEMPÉRATURE DE RÉFÉRENCE	153
1.3.2. RÉSULTATS D'OPTIMISATION	154
1.3.3. DIMENSIONNEMENT DU SYSTÈME DE VENTILATION	155
<b>1.4. OPTIMISATION MULTICRITÈRE</b>	<b>156</b>
1.4.1. UNE SEULE FONCTION OBJECTIF	157
1.4.2. FRONT DE PARETO	158
<b>1.5. COMPARAISON AVEC UNE RÉGULATION SIMPLIFIÉE</b>	<b>160</b>
<b>1.6. CONCLUSION</b>	<b>163</b>
<b>2. COMMANDE DES STORES</b>	<b>163</b>
<hr/>	
<b>2.1. PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION</b>	<b>164</b>
2.1.1. CALCUL DE LA COMMANDE DE LA FERMETURE DES STORES	164
2.1.2. EFFET DE LA COMMANDE DES STORES SUR LA VARIATION DE LA VARIABLE D'ÉTAT	165
<b>2.2. RÉGULATION DE L'OUVERTURE DES VOLETS EN PÉRIODE ESTIVALE POUR LE MAINTIEN DU CONFORT THERMIQUE</b>	<b>167</b>
<b>3. DOUBLE COMMANDE : STORES ET VENTILATION FORCÉE</b>	<b>170</b>
<hr/>	
<b>4. COMMANDE DE LA VENTILATION NATURELLE</b>	<b>174</b>
<hr/>	
<b>4.1. DESCRIPTION ET MODÉLISATION DU CAS D'ÉTUDE</b>	<b>175</b>
4.1.1. MODÈLE AÉRAULIQUE	175
4.1.2. PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION	176
<b>4.2. RÉSULTATS D'OPTIMISATION</b>	<b>178</b>
<b>4.3. OPTIMISATION BIZONE</b>	<b>181</b>
<b>5. COMPARAISON AVEC UNE EXPÉRIENCE SUR SITE</b>	<b>184</b>
<hr/>	
<b>5.1. DESCRIPTION DE LA MAISON ÉTUDIÉE</b>	<b>184</b>

<b>5.2. MODÈLE THERMIQUE ET AÉRAULIQUE DU BÂTIMENT</b>	<b>185</b>
<b>5.3. VALIDATION DU MODÈLE AÉRAULIQUE</b>	<b>192</b>
<b>5.4. MESURES SUR SITE ET PARAMÉTRAGE DE L'OPTIMISATION</b>	<b>200</b>
<b>5.5. RÉSULTATS D'OPTIMISATION ET COMPARAISON AUX MESURES</b>	<b>202</b>
<b>6. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE</b>	<b>204</b>

---

Le sujet de ce chapitre est le contrôle de la température dans le bâtiment en dehors des périodes de chauffe. Il est alors nécessaire de s'intéresser aux conditions de confort, tout particulièrement pendant les périodes de forte chaleur. En effet, même si le bâtiment étudié est très bien isolé d'une forte température extérieure, la température peut dépasser le seuil d'inconfort, principalement du fait des apports solaires et des apports internes. L'objectif de cette étude est de limiter les périodes où la température intérieure dépasse la limite de température supérieure du confort. Il s'agit donc soit d'améliorer le confort thermique, soit de limiter les besoins énergétiques si le bâtiment est équipé d'un système de climatisation. La ventilation forcée peut également être utilisée pour évacuer les polluants issus de l'occupant ou des matériaux de construction [KOFF 09]. Les travaux de [KOFF 09] sont une analyse des impacts de différents systèmes de ventilation (simple flux, double flux, ventilation naturelle) sur la qualité de l'air intérieur et le confort thermique. Nous proposons dans ce chapitre de mettre en place des stratégies de gestion de ces systèmes de ventilation dans le but d'améliorer le confort thermique.

L'usage des protections solaires et la sur-ventilation des bâtiments quand la température intérieure est supérieure à la température extérieure (la nuit principalement) sont les principaux leviers pour améliorer le confort thermique estivale. La sur-ventilation permet de déstocker l'énergie contenue dans le bâtiment avant les périodes de canicule où l'apport énergétique du climat extérieur au bâtiment est trop important. La sur-ventilation peut être soit naturelle, par l'ouverture des fenêtres, soit forcée grâce à la VMC (ventilation mécanique contrôlée). La ventilation naturelle a deux avantages : elle est gratuite et permet d'atteindre des débits plus élevés que par la ventilation forcée. Par contre le contrôle des ouvertures des fenêtres entraîne des débits de ventilation moins prédictibles et moins précis que par la ventilation forcée. C'est pourquoi les deux types de commandes sont comparées.

Un autre système pilotable pour améliorer le confort thermique dans le bâtiment est le store. Il ne permet pas de diminuer la température intérieure mais limite les apports dus au rayonnement solaire. Tous ces systèmes sont utilisés dans ce chapitre pour la régulation énergétique du bâtiment. Plusieurs cas sont étudiés, notamment un cas d'étude multi-commande, un cas d'étude multi-objectif et un cas d'étude multizone.

Enfin dans un dernier temps, nous comparerons une régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique avec une régulation plus simple qui a été implémentée dans la maison « Air et Lumière » du groupe Vélux.

## 1. COMMANDE DE LA VENTILATION FORCÉE

Dans cette partie, seule la ventilation forcée est étudiée. L'utilisation des stores est faite dans la partie suivante ainsi que la double commande store-ventilation forcée. L'objectif étant le maintien du confort thermique dans le bâtiment pendant une période de forte chaleur. Le calcul de la

commande de la ventilation forcée à partir d'une énergie fixée est présenté dans un premier temps. Ensuite le cadre de l'étude est explicité avec notamment la météorologie utilisée pendant la période optimisée.

Des stratégies de régulation énergétique d'un bâtiment sont ensuite développées suivant le type de confort considéré : confort « standard » ou confort adaptatif. La consommation électrique des ventilateurs est ensuite prise en compte dans la fonction objectif, une étude multicritère est alors menée. Enfin cette partie se termine sur une comparaison entre les stratégies de régulation obtenues grâce à la programmation dynamique et des stratégies plus simples ne nécessitant pas d'algorithme d'optimisation.

## 1.1. Paramétrage de l'optimisation

La variable d'état de la programmation dynamique est toujours l'énergie totale du bâtiment : il est nécessaire de pouvoir calculer la commande, ici le débit de ventilation, pour atteindre une énergie donnée dans le cadre d'un bâtiment monozone. Cette relation est explicitée dans le premier paragraphe. D'autres paramètres influents de l'optimisation tels que la discrétisation de la variable d'état et la fonction objectif choisie sont ensuite discutés. Enfin tous les paramètres de l'optimisation sont résumés dans le dernier paragraphe.

### 1.1.1. Calcul de la commande de ventilation

L'objectif de ce paragraphe est de présenter plus en profondeur comment sont calculées les commandes de ventilation forcée nécessaires pour atteindre une valeur énergétique donnée de la zone thermique. La relation entre l'énergie totale stockée dans la zone et la commande est rappelée dans l'équation suivante :

$$MGIE.U_g^{n+1} = MGID.U_g^n - MGIF.X_g^n - MGIC.Y_g^n + Y_g^{n+1} \quad \text{IV.1.1}$$

avec la valeur de l'énergie de la zone thermique comprise dans le vecteur des sorties au pas de temps  $n+1$   $Y_g^{n+1}$  et la valeur de la commande de ventilation comprise dans le vecteur des sollicitations  $U_g^{n+1}[i_{zone} + 1]$ ,  $i_{zone}$  étant le numéro de la zone thermique. Nous retrouvons donc le même cas que celui du calcul de la commande de chauffage. En suivant les mêmes étapes qu'au chapitre précédent (1.1), on obtient l'équation suivante :

$$U_g^{n+1}[2] = \frac{(E_{zone1}^{n+1} + u_n - x_n - u_{n+1} - v_n)}{MGIE[Nb_{zones} + 1,2]} = \text{Puissance totale} \quad \text{IV.1.2}$$

Or dans  $U_g^{n+1}[2]$ , il y a la puissance de chauffage  $P_{chauff}$  qui est nulle dans notre cas d'étude car on se place dans un contexte estival, mais aussi les puissances internes  $P_{int}$  et les puissances issues de la ventilation  $P_{ventil}$ . Donc :

$$P_{ventil} = Puissance\ totale - P_{int} \quad IV.1.3$$

Il est possible de relier cette puissance  $P_{ventil}$  nécessaire pour atteindre une énergie donnée au débit de ventilation correspondant :

$$P_{ventil} = Débit_{sur} * C_{air} * (1 - eff) * vol * \Delta T_n^{n+1} \quad IV.1.4$$

avec

$C_{air}$  la capacité thermique volumique de l'air [J/kg.m<sup>3</sup>]

$eff$  l'efficacité de l'échangeur double flux ici à 0

$vol$  le volume de la pièce [m<sup>3</sup>]

Débit<sub>sur</sub> le débit ajouté par la sur-ventilation [vol/h]

$\Delta T_n^{n+1}$  est l'écart moyen de température entre l'intérieur et l'extérieur sur la période allant du pas de temps  $n$  à  $n+1$ . Il est calculé de la façon suivante :

$$\Delta T_n^{n+1} = \left( \frac{U_g^{n+1}[1] + U_g^n[1]}{2} - \frac{T_{zone}^{n+1} + T_{zone}^n}{2} \right) \quad IV.1.5$$

avec

$T_{zone}$  la température d'air de la zone [°C]

$U_g^i[1]$  la température extérieure au pas de temps  $i$  [°C]

Enfin la commande de ventilation est calculée à partir du débit de sur-ventilation. La commande est un pourcentage de la ventilation maximale autorisée.

$$Commande_{ventilation} = \frac{Débit}{Débit\ maximal} * 100 \quad IV.1.6$$

Le raisonnement est donc le suivant, une valeur  $P_{ventil}$  exprimée dans  $U_g^{n+1}[izone + 1]$  est calculée à partir de l'équation IV.1.2 pour permettre la réalisation de l'égalité de l'équation IV.1.1. Puis le débit nécessaire pour obtenir cette puissance est calculé grâce à l'équation IV.1.4. Enfin la commande de ventilation est déduite de l'équation IV.1.6.

Mais dans l'équation IV.1.4 le calcul du débit dépend de la température de la zone au pas de temps suivant  $T_{zone}^{n+1}$  (équation IV.1.5). Cette valeur n'est pas connue, une première étape consiste à utiliser une valeur approchée basée sur  $T_{zone}^n$  uniquement :

$$\Delta T_n^{n+1} = \left( \frac{U_g^{n+1}[1] + U_g^n[1]}{2} - T_{zone}^n \right) \quad \text{IV.1.7}$$

Ainsi une première commande de ventilation est calculée, elle est appliquée, il est maintenant possible de calculer la température de la zone au pas de temps  $n+1$  :  $T_{zone}^{n+1}$ . Un processus itératif est ensuite utilisé, avec à chaque itération un nouveau calcul du débit à partir de la température de la zone issue de l'itération précédente, puis le calcul de la nouvelle température à partir de ce débit et ainsi de suite (Figure 57). *Calcul Débit 1* correspond à l'équation IV.1.4 utilisant l'équation IV.1.5 et *Calcul Débit 2* utilise l'équation IV.1.7. Les conditions d'arrêt sont soumises aux deux valeurs suivantes :

- ✓  $\varepsilon_{Pu} = 5 W$
- ✓  $\varepsilon_T = 0,1 ^\circ C$

Il existe une troisième condition permettant d'arrêter le processus itératif et qui n'est pas décrite sur la Figure 57, c'est un nombre d'itérations maximum de 100.

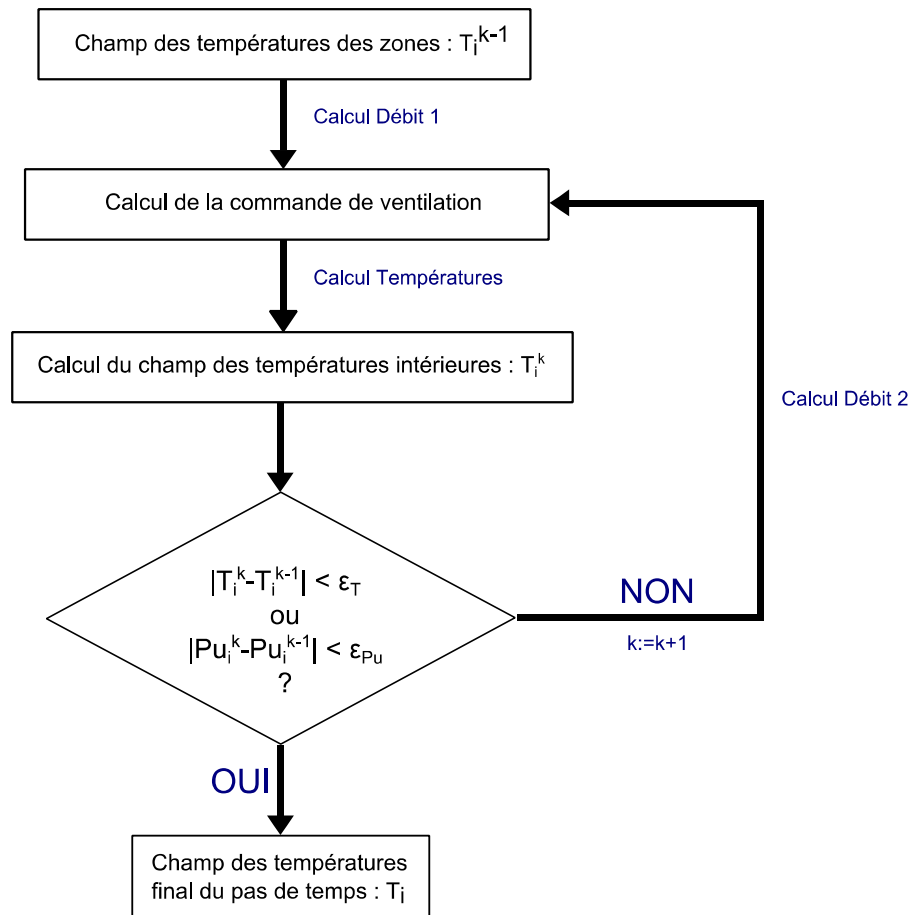


Figure 57 : Calcul du débit de surventilation dans le modèle thermique dynamique du bâtiment

De la même façon que pour la commande du chauffage, dans le cas d'un modèle thermique multizone de bâtiment,  $u_{n+1}$  (équation IV.1.2) n'est pas complètement connu, car on ne connaît pas



les commandes de ventilation de toutes les zones au moment de calculer celle de la zone qui nous intéresse. Un premier calcul approché est donc réalisé avec des commandes de ventilation ne prenant pas en compte la sur-ventilation pour les autres zones si elles n'ont pas encore été calculées.

Quand toutes les commandes de ventilation ont été calculées une première fois pour chaque zone, elles sont alors recalculées de façon itérative pour obtenir des valeurs plus précises. La condition pour arrêter l'itération est que pour chaque zone thermique, entre deux itérations  $k$  et  $k+1$  successives, on obtienne :

$$abs(P_{\text{ventil}}^{k+1}[\text{izone}] - P_{\text{ventil}}^k[\text{izone}]) < 5W \quad \text{IV.1.8}$$

Il y a donc une boucle supplémentaire à l'intérieur de la procédure *Calcul Débit 2* dans le cas multizone. Nous avons montré qu'il est possible à chaque instant de calculer la commande de ventilation nécessaire pour atteindre un niveau d'énergie prédéfini au pas de temps suivant, à partir du niveau d'énergie de ce pas de temps.

### *1.1.2. Effet de la commande de la ventilation sur la variation de la variable d'état*

Nous étudions dans ce paragraphe l'impact de la commande étudiée, la ventilation forcée, sur la variable d'état, l'énergie totale stockée dans le bâtiment. En effet, l'utilisation des valeurs minimale et maximale de la commande doit induire des valeurs de la variable d'état suffisamment différentes pour qu'elles ne soient pas dans le même intervalle de discrétisation de celle-ci. Dans le cas contraire, une seule stratégie étant retenue par intervalle de discrétisation, très peu de stratégies différentes seraient développées lors de l'optimisation.

La *Figure 58* présente la différence d'énergie (en kWh) résultant des deux commandes minimum (0,6 vol/h) et maximum (6 vol/h) en fonction de la différence de température entre la température intérieure et la température extérieure. Pour un nombre de discrétisations de la variable d'état  $Ne = 800$ , la valeur d'un intervalle de discrétisation est de 0,32 kWh environ.

Si dans notre cas d'étude la différence entre la température intérieure et la température extérieure est de 3,5 °C environ en valeur absolue, alors la différence d'énergie résultant de la commande minimale et maximale est de 0,3 kWh environ. Pour une telle différence de température, les commandes minimales et maximales à partir d'un même point initial mènent donc à deux niveaux énergétiques différents.

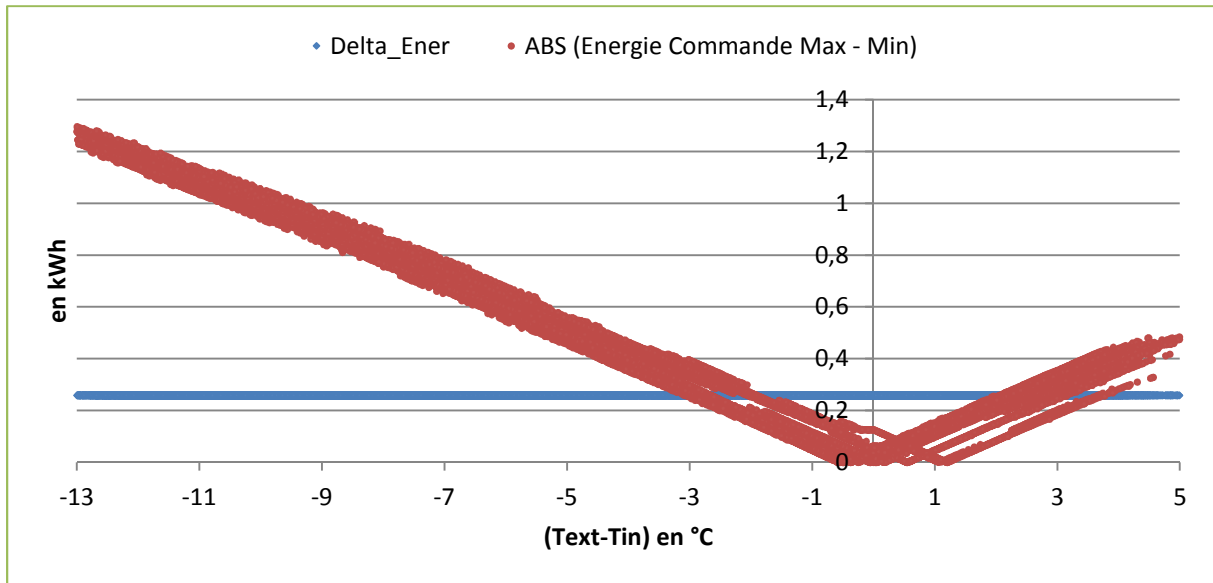


Figure 58 : Écart de niveau énergétique entre la commande minimale et la commande maximale suivant la différence entre la température extérieure et intérieure

Prenons le raisonnement inverse. Si les commandes minimum et maximum de la ventilation forcée doivent pouvoir se différencier pour une différence entre la température extérieure et la température intérieure de 4 °C, il faut alors d'après la *Figure 58* une valeur d'intervalle de discrétisation d'énergie totale stockée dans le bâtiment de 0,4 kWh environ. L'intervalle de variation maximum de l'énergie étant de 208 kWh dans ce cas d'étude, il faut un nombre d'état  $N_e$  de 520 environ pour avoir cet intervalle de discrétisation de 0,4 kWh, voir *Figure 59*.

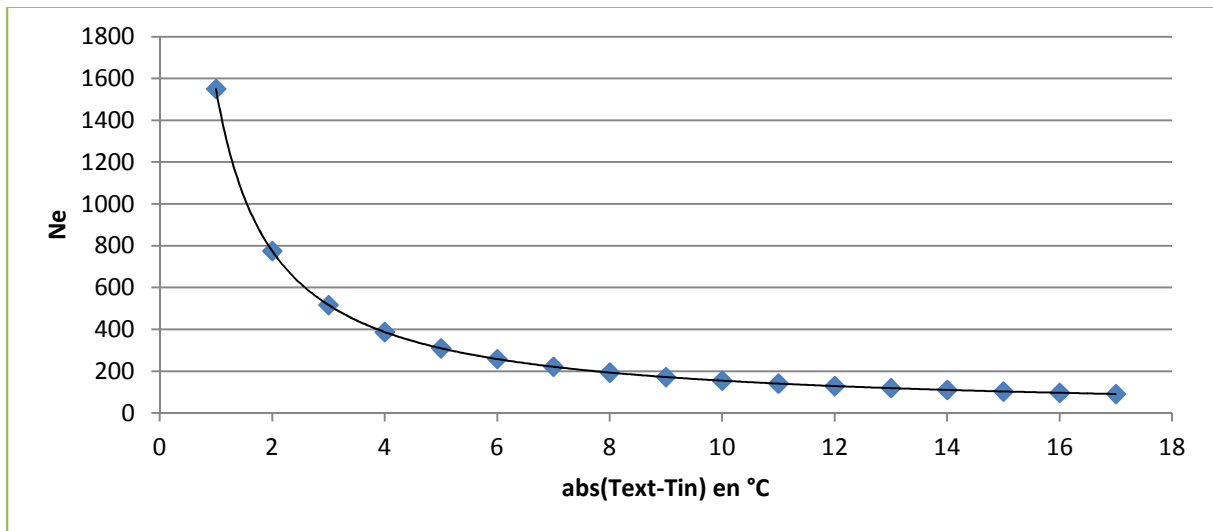


Figure 59 : Nombre d'états nécessaire pour que l'intervalle de discrétisation de la variable d'état soit égal à la différence d'énergie issue des commandes minimum et maximum en fonction de l'écart de température entre l'extérieur et l'intérieur

Un nombre d'état  $N_e$  égal à 800 permet donc une bonne différenciation des différentes stratégies sur un pas de temps. C'est aussi la valeur maximale sans qu'il y ait saturation de la mémoire vive sur la machine utilisée (8 Go RAM).

L'algorithme de la programmation dynamique pourrait être plus efficace en augmentant la différence entre la valeur d'un intervalle d'état et la différence de valeur de l'énergie entre les commandes minimale et maximale. Pour cela, trois possibilités existent :

- ✓ réduire l'intervalle de discrétisation de la variable d'état en augmentant  $N_e$ . Les capacités de l'ordinateur utilisé pour effectuer l'optimisation sont une limite pour cette solution.
- ✓ Diminuer l'intervalle de variation de la variable d'état en jouant sur les paramètres  $divmin$  et  $divmax$  (équations III.1.10 et III.1.11).
- ✓ Augmenter la commande maximale et/ou diminuer la commande minimale, cela permet d'augmenter la différence entre ces deux commandes et donc la différence entre leurs énergies respectives. Il n'est pas possible de diminuer la commande minimale au dessous d'une valeur limite correspondant au débit hygiénique. Il faut maintenir une évacuation efficace du gaz carbonique et de la vapeur d'eau produits par la respiration ainsi que des Composés Organiques Volatils (COV). La commande maximale de ventilation à 6 vol/h est déjà importante, il est peu envisageable de l'augmenter dans un cas de ventilation forcée car la consommation du ventilateur serait très élevée.

Pour que l'optimisation donne de bons résultats, il faut donc commencer par bien fixer les valeurs minimum et maximum de la variable d'état afin de coller au plus près de son évolution au cours du temps. Ensuite le nombre de discrétisation de la variable d'état  $N_e$  doit être fixé de façon à ce que la valeur d'un intervalle de discrétisation soit inférieure à la différence d'énergie entre la commande maximum et la commande minimum. Les valeurs de ces deux commandes sont en général une contrainte du système étudié.

### 1.1.3. Choix de la fonction objectif

Dans le cadre de la programmation dynamique, la fonction objectif permet, lors de la comparaison des différentes stratégies à chaque pas de temps, de ne retenir que la stratégie optimale et d'éliminer les autres. La fonction objectif doit donc être choisie pour différencier deux stratégies à n'importe quel pas de temps de l'optimisation.

Pour illustrer un problème potentiel, prenons l'exemple de la régulation du confort en période estivale dans un bâtiment avec pour fonction objectif la minimisation du nombre d'heures pendant lesquelles la température dépasse une température maximale de 26 °C. Globalement, pour résoudre ce problème, il faut sur-ventiler le bâtiment la nuit ou en début de matinée quand la température extérieure est inférieure à la température intérieure afin d'évacuer l'énergie stockée dans le bâtiment. Or, pendant ces heures où la ventilation forcée doit être utilisée, la température intérieure peut déjà être inférieure à 26 °C. Dans ce cas, deux stratégies ayant des scénarios de

ventilation différents et arrivant au même état énergétique ont le même coût car aucune des deux n'a jusque là entraîné des températures supérieures à 26 °C. Une seule régulation ne pouvant être retenue, une de ces deux régulations est donc éliminée au hasard. Pourtant deux séries de commandes différentes ont été utilisées, et celle entraînant le plus de sur-ventilation est probablement plus intéressante par la suite quand les apports solaires et internes sont plus importants. La fonction objectif a donc été mal choisie car elle ne permet pas d'associer des coûts différents à deux régulations qui se différencient uniquement aux pas de temps suivants.

Il faut donc mieux définir la fonction objectif. Les régulations qui sont mal différenciées ont des valeurs d'énergie proches ou égales mais pas les mêmes températures de maille, notamment de la maille correspondant à l'air. Une solution pourrait donc être de prendre comme fonction objectif la minimisation de la température opérative de la zone. Ainsi, les régulations ont toutes des coûts différents dès que la commande est différente et la minimisation de la température encourage la sur-ventilation. Une telle fonction objectif a pour résultat une sur-ventilation maximale dès que la température extérieure est inférieure à la température intérieure. Or en été, les températures extérieures peuvent baisser en dessous de 20 °C voir 15 °C pendant la nuit. Les occupants du bâtiment étant habillés pour une journée d'été, une température de 19°C dans le bâtiment n'est pas confortable quand la température extérieure est de 28 °C par exemple. La seule minimisation de la température n'est ainsi pas un critère optimal pour la fonction objectif. Une fonction objectif minimisant la différence entre la température intérieure et une température de référence  $T_{ref}$  pour laquelle le confort est assurée est plus pertinente.

La fonction valeur (équation II.2.9) utilisée est alors :

$$v(E_t, E_{t+1}) = \text{abs}(T_{int}^{t+1} - T_{ref}^{t+1}) \quad \text{IV.1.9}$$

avec  $E_t$  et  $E_{t+1} \in [E_{min}, E_{max}]$ .

La température de référence  $T_{ref}$  peut être une valeur fixe tout au long de la période optimisée. Mais le confort intérieur dépendant de la température extérieure, il est également possible de prendre comme température de référence une moyenne glissante des températures extérieures (4.2.3).  $T_{ref}$  peut donc soit être fixe, soit suivre un loi issue du confort adaptatif, par exemple :

$$\begin{cases} T_{ref} = 0.049 T_{RM} + 22.58 & \text{si } T_{RM} \leq 10^\circ C \\ T_{ref} = 0.206 T_{RM} + 21.42 & \text{si } T_{RM} > 10^\circ C \end{cases} \quad \text{IV.1.10}$$

Le coût de la ventilation n'est pas pris en compte dans la fonction objectif dans ce cas là. La régulation a ainsi tendance à utiliser au maximum cette ventilation pour atteindre les objectifs. Deux méthodes sont utilisées pour limiter l'utilisation de la ventilation. Le coût d'utilisation de la ventilation peut être ajouté dans la fonction valeur. Avec cette méthode, malgré un cadre d'optimisation multi-objectif, une seule fonction valeur est utilisée. Ne connaissant pas la

consommation électrique précise des ventilateurs, celle-ci est intégrée en considérant qu'une utilisation maximale de la ventilation correspond à un coût équivalent à un écart entre la température intérieure et la température de référence de  $X$  °C. La fonction valeur devient :

$$v(E_t, E_{t+1}) = \text{abs}(T_{\text{int}}^{t+1} - T_{\text{ref}}^{t+1}) + X \text{ Debit\_vent} \quad \text{IV.1.11}$$

avec *Debit\_vent* le débit de ventilation en vol/h et  $X$  le coefficient de pondération d'utilisation de la ventilation. Plus  $X$  est élevé, plus le coût d'utilisation de la ventilation sera important en regard de la première partie de la fonction valeur.

La deuxième approche pour effectuer une optimisation multi-objectif est de prendre en compte une fonction valeur pour chacun de ces objectifs :

$$v(E_t, E_{t+1}) = \begin{cases} v_1(E_t, E_{t+1}) = \text{abs}(T_{\text{int}}^{t+1} - T_{\text{ref}}^{t+1}) \\ v_2(E_t, E_{t+1}) = \text{Debit\_vent} \end{cases} \quad \text{IV.1.12}$$

Un front de Pareto permet alors d'identifier l'ensemble des solutions non dominées.

#### 1.1.4. Bâtiment étudié et résumé des paramètres d'optimisation

Le bâtiment étudié est le même qu'au chapitre précédent, le modèle thermique est pour l'instant monozone. La seule différence notable vient du système de ventilation forcée où l'échangeur récupérant les calories de l'air vicié est court-circuité afin de permettre le rafraîchissement du bâtiment. Les données climatiques utilisées sont celles décrites dans la *Figure 60*, elles correspondent aux 15 premiers jours d'un mois de Juillet. La première semaine est une période de forte chaleur avec des températures parfois proches de 40 °C. Ce n'est pas une situation caniculaire au sens propre car la température descend autour de 20 °C au cours de la nuit, permettant donc une sur-ventilation nocturne efficace. La deuxième semaine étudiée correspond à une période plus fraîche d'été avec des températures oscillant entre 15 °C et 25 °C. L'initialisation s'effectue sur les six premiers mois de l'année avec notamment une dernière semaine avant le début de l'optimisation correspondant à de fortes chaleurs. Ainsi, non seulement la première semaine étudiée est très chaude, mais le bâtiment est également dans un état non favorable pour le confort thermique car la température de l'air initiale est de 32 °C environ. Étant donné l'état initial du bâtiment, l'énergie totale stockée dans celui-ci est très élevée. Cette énergie sera forcément plus faible lors de la deuxième semaine de l'optimisation. Pour garder un intervalle de variation de l'énergie suffisamment petit pour la programmation dynamique, l'énergie maximum et minimum est recalculée au début de la deuxième semaine, l'intervalle de discrétisation de l'énergie est donc également changé (le nombre d'états  $Ne$  restant fixe). Le graphe de la programmation dynamique est changé pour coller au mieux à l'état énergétique du bâtiment avec des valeurs *divmin* et *divmax* respectivement de 5 et 30.

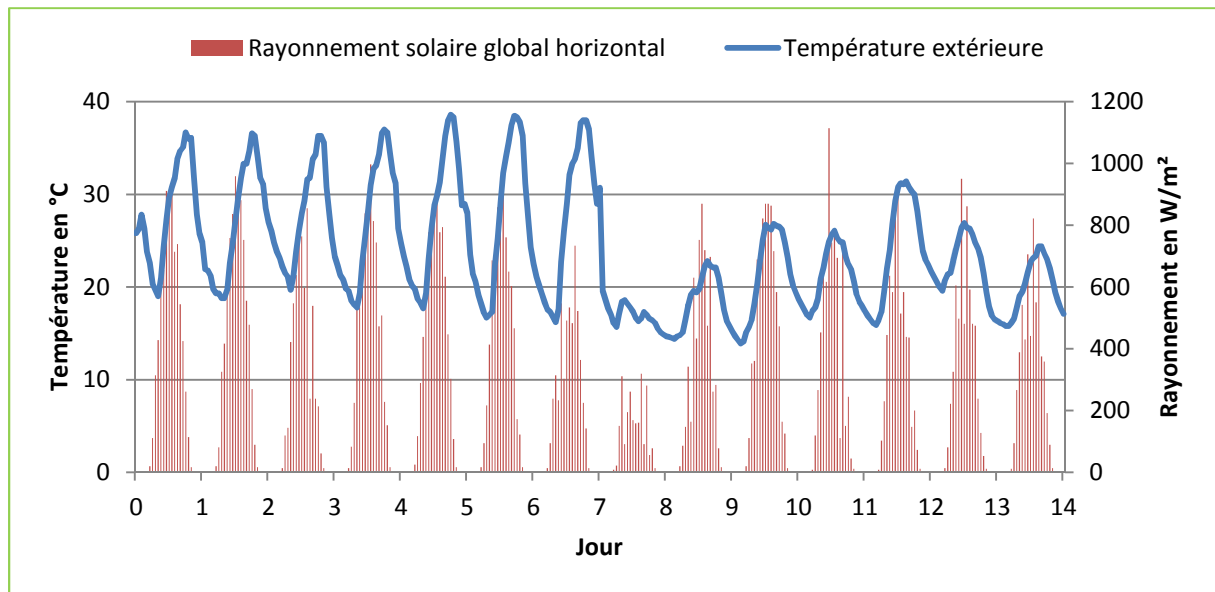


Figure 60 : Données climatiques pour la période de 15 jours considérée

Les autres paramètres d'optimisation sont les suivants :

- ✓ Nombre d'intervalles pour la discrétisation de la variable d'état  $N_e = 800$
- ✓ Pas de temps de l'optimisation  $\Delta t = 30 \text{ min}$
- ✓ Durée de l'optimisation : 14 jours
- ✓ Commandes de ventilation comprises dans  $[0,6 \text{ vol/h}; 6 \text{ vol/h}]$ , minimum de  $0,3 \text{ vol/h}$  si le bâtiment n'est pas occupé. L'échangeur de la VMC double-flux est court-circuité.

## 1.2. Résultats d'optimisation avec un confort « standard »

En première approche, c'est la fonction valeur de l'équation IV.1.9 qui est utilisée avec une température de référence  $T_{ref}$  fixe pendant les deux semaines étudiées, celle-ci est fixée à  $23 \text{ °C}$  dans un premier temps. Une optimisation mono-objectif est menée pour trouver la régulation énergétique optimale sans prendre en compte le coût d'utilisation de la ventilation pour se placer dans un cas idéal du point de vue du confort. La durée totale de l'optimisation est de 1 min. Les résultats de l'optimisation sont présentés dans les Figure 61 et Figure 62.

Pendant la première semaine très chaude, la température intérieure diminue légèrement de façon quotidienne (Figure 61). Les cycles d'évolution quotidien de la température sont d'environ  $3 \text{ °C}$ . La température intérieure n'est pas régulée autour de la température de référence de  $23 \text{ °C}$ , la température extérieure est tellement importante qu'il n'est pas possible de diminuer la température intérieure à une valeur aussi faible. Cela se voit également sur la Figure 62, où la politique de ventilation est de type tout ou rien. La ventilation est maximum dès que la température extérieure est inférieure à la température intérieure pour se rapprocher de la température de référence de  $23 \text{ °C}$ . Toujours pendant cette semaine, l'énergie totale stockée dans le bâtiment diminue de façon continue en plus des cycles journaliers (Figure 62). Il est donc possible de diminuer l'énergie totale

stockée dans le bâtiment même pendant les périodes de forte chaleur. Le bâtiment perd environ 100 kWh sur la première semaine malgré les conditions météorologiques défavorables.

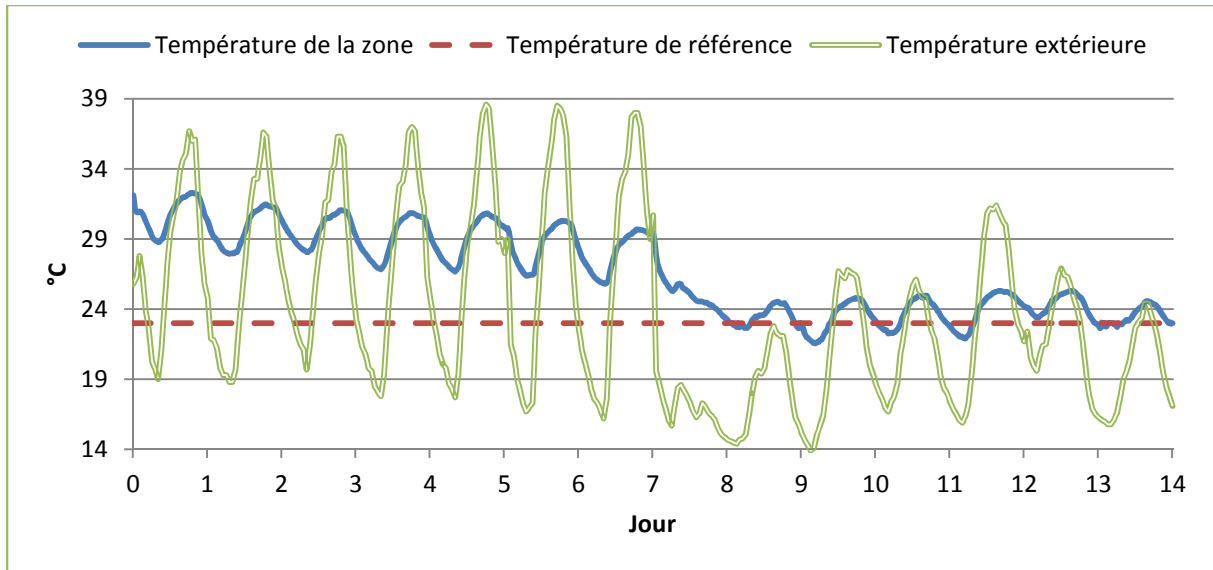


Figure 61 : Évolution de la température intérieure en fonction de la température extérieure

Pendant les deux premiers jours de la deuxième semaine régulée, la température extérieure est inférieure à 20 °C. Pendant cette période, l'énergie totale stockée dans le bâtiment diminue très fortement. La régulation (*Figure 61*) s'adapte pour permettre de maintenir la température autour de 23 °C sur toute la semaine. La commande n'agit plus continuellement en tout ou rien, elle cherche à réguler la température autour de la température de référence.

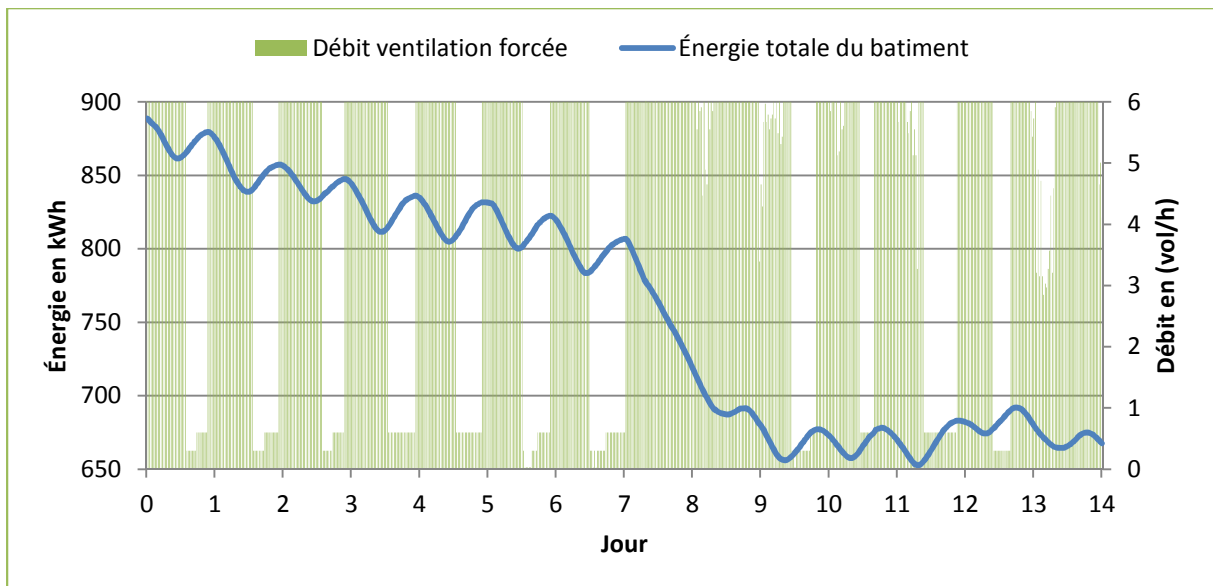


Figure 62 : Évolution de l'énergie totale du bâtiment en fonction de la ventilation

En regardant plus précisément la deuxième semaine étudiée (*Figure 63*), on distingue que pour les jours 10, 11, 12 et 13 la température augmente en journée et la ventilation est laissée à son

minimum. La température extérieure est supérieure à la température intérieure, l'utilisation de la commande de ventilation n'est pas intéressante. Par contre lors des jours 9 et 14, la ventilation est utilisée à son maximum en journée car la température extérieure est inférieure à la température intérieure. Cela ne suffit pourtant pas à baisser la température intérieure car les apports solaires et internes sont alors trop importants. Tout au long de cette semaine, dès qu'il est intéressant d'utiliser la ventilation, celle-ci est utilisée quasiment à son maximum. Une température de référence plus basse que 23 °C ne pourrait donc probablement pas être atteinte.

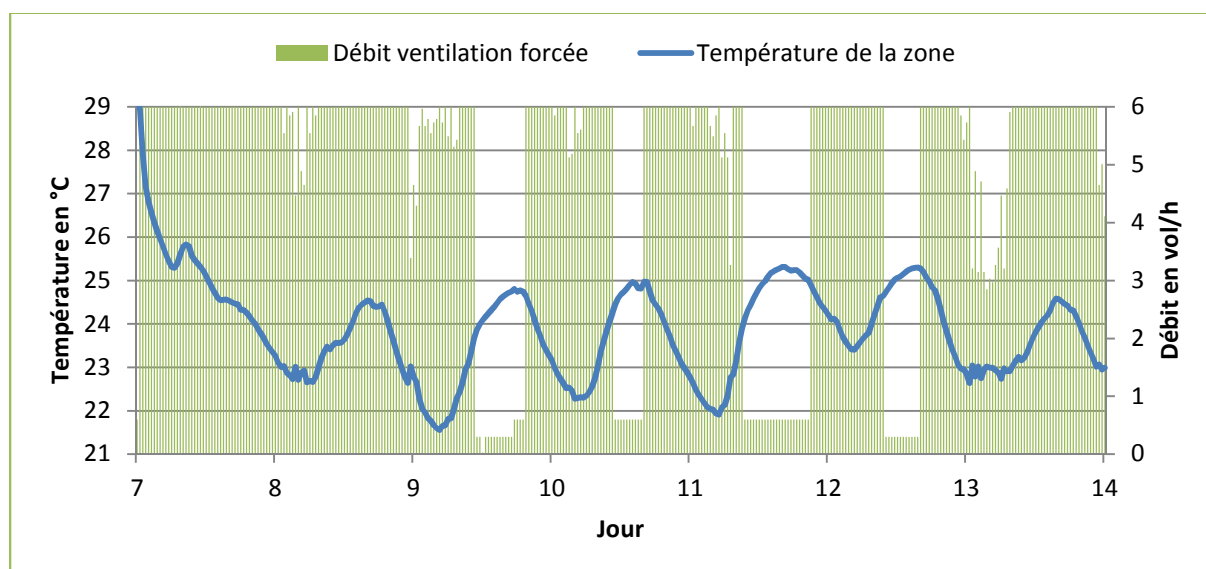


Figure 63 : Zoom sur la deuxième semaine étudiée

La température moyenne de la zone est de 29,3 °C la première semaine et la ventilation est utilisée en moyenne à un débit de 3,9 vol/h. La deuxième semaine, l'optimisation a plus de liberté pour réguler la température à 23 °C, la température moyenne intérieure est donc de 23,9 °C. La régulation effectuée n'étant plus en tout ou rien, la commande est utilisée de façon plus importante avec une moyenne de débit de ventilation de 4,8 vol/h. Sur l'ensemble des deux semaines la température intérieure moyenne est de 26,6 °C et le débit moyen de la ventilation est de 4,3 vol/h.

La Figure 64 montre l'évolution de la température intérieure si la température de référence  $T_{ref}$  est changée à 24 °C puis 25 °C. Les résultats de la première semaine ne sont pas montrés car quelle que soit la température de référence, l'évolution de la température intérieure est identique. Les conditions météorologiques limitent les périodes où le rafraîchissement par la ventilation peut être efficace.

Par contre, la deuxième semaine d'optimisation permet d'utiliser le potentiel de régulation autour de la température de référence. La température varie autour de la valeur de référence en fonction de l'évolution des conditions climatiques extérieures. Le débit de ventilation est diminué à 4,1 vol/h sur l'ensemble des deux semaines pour la régulation avec référence 24 °C et à 3,8 vol/h pour la régulation avec référence 25 °C, le besoin de refroidissement étant moins important (Tableau



18). Hors période de canicule, il est donc possible de réguler la température intérieure du bâtiment autour d'une température de référence grâce à une utilisation adéquate de la ventilation.

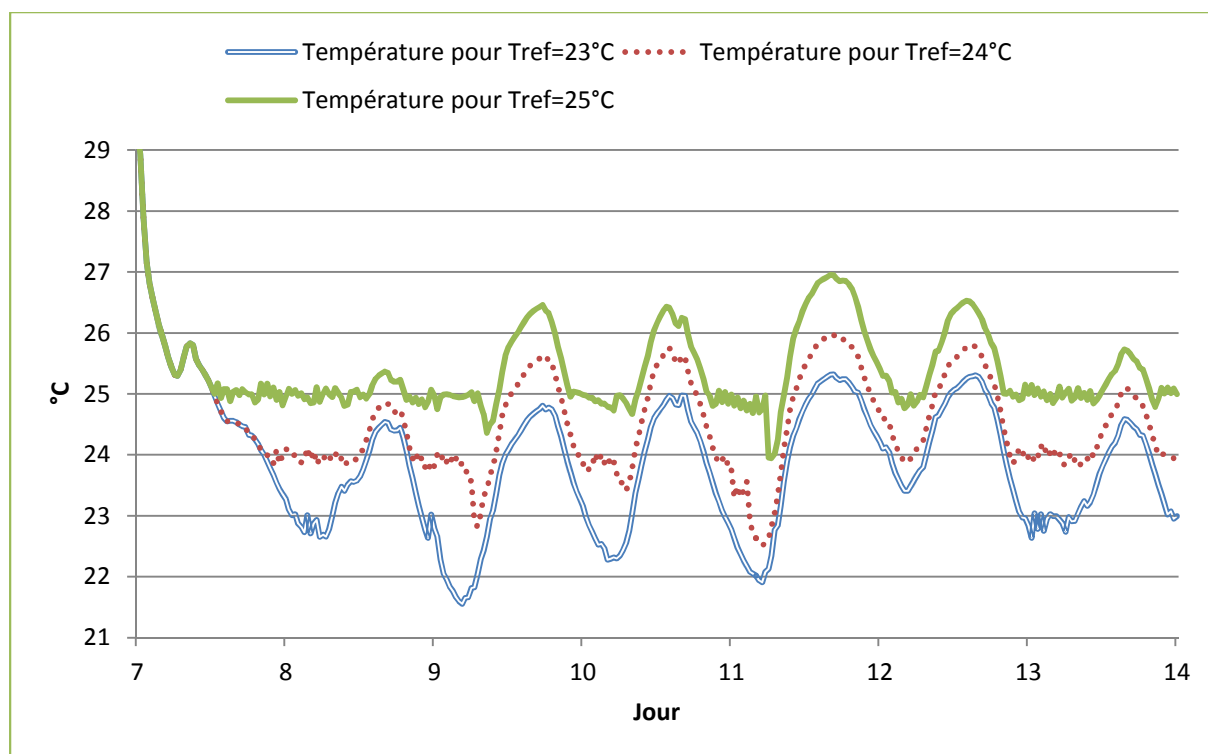


Figure 64 : Comparaison des évolutions des températures intérieures pour trois températures de référence différentes

Température de référence (°C)	23	24	25
Moyenne utilisation ventilation (vol/h)	4,3	4,1	3,8

Tableau 18 : Moyenne de ventilation pour des régulations avec des températures de référence différentes

En conclusion, les conditions de confort ne sont pas respectées la première semaine, avec une température dépassant de plus de 2 °C la température de confort (Tref). C'est une conséquence de l'état initial du bâtiment avec une température intérieure proche de 32 °C, soit entre 7 °C et 9 °C de plus que la température de confort utilisée. Malgré les fortes chaleurs, la température diminue en moyenne chaque jour dans le bâtiment, de meilleurs conditions de confort seraient donc accessibles avec une température initiale moins élevée. Pendant la seconde semaine étudiée, les conditions climatiques sont plus clémentes, il est donc possible de réguler la température intérieure autour de la température de référence.

S'il n'est pas possible d'obtenir de bons résultats au niveau du confort la première semaine, c'est aussi parce que la notion de confort utilisée n'est pas la plus pertinente. En effet, quand la

période étudiée est une période de forte chaleur, le confort intérieur dépend de la température extérieure. Nous utilisons donc par la suite la notion de confort adaptatif.

## 1.3. Résultats d'optimisation avec un confort adaptatif

### 1.3.1. Évolution de la température de référence

La température de référence  $T_{REF}$  est maintenant calculée de façon à prendre en compte le confort adaptatif. Pour cela, nous utilisons la température de confort suivante :

$$\begin{cases} T_{REF} = 0.049 T_{RM} + 22.58 & \text{si } T_{RM} \leq 10^{\circ}\text{C} \\ T_{REF} = 0.206 T_{RM} + 21.42 & \text{si } T_{RM} > 10^{\circ}\text{C} \end{cases} \quad \text{IV.1.13}$$

La température de référence change donc chaque jour tout au long de la simulation en fonction de la moyenne glissante sur une semaine de la température extérieure ( $T_{RM}$ ).

La température de confort ( $T_{REF}$ ) augmente tout au long de la première semaine, d'environ 25,6 °C au début de l'optimisation à 26,7 °C (Figure 65). La température de référence, qui est la température de confort, est donc supérieure à 26 °C, la limite de confort habituellement donnée pour une période estivale. L'utilisation du confort adaptatif permet de sortir des conventions habituelles et de s'adapter à des conditions peu habituelles comme dans les cas de très forte chaleur. Cette température de référence redescend vers 26 °C pendant la seconde semaine.

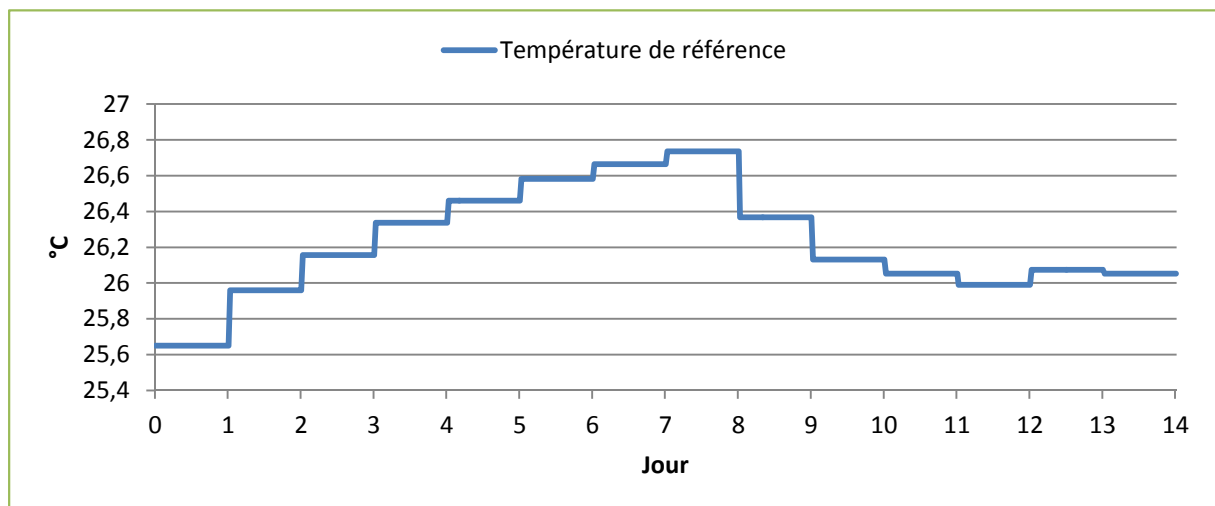


Figure 65 : Température de référence en fonction de la météorologie pour le confort adaptatif

### 1.3.2. Résultats d'optimisation

La fonction valeur utilisée est toujours celle de l'équation IV.1.9 mais avec une température  $T_{ref}$  qui change chaque jour en fonction des températures extérieures des jours précédents. Une optimisation est menée dans les mêmes conditions précédemment. La durée pour une optimisation de 14 jours est d'environ 50 sec. La *Figure 66* présente la régulation optimale obtenue pour les deux semaines étudiées.

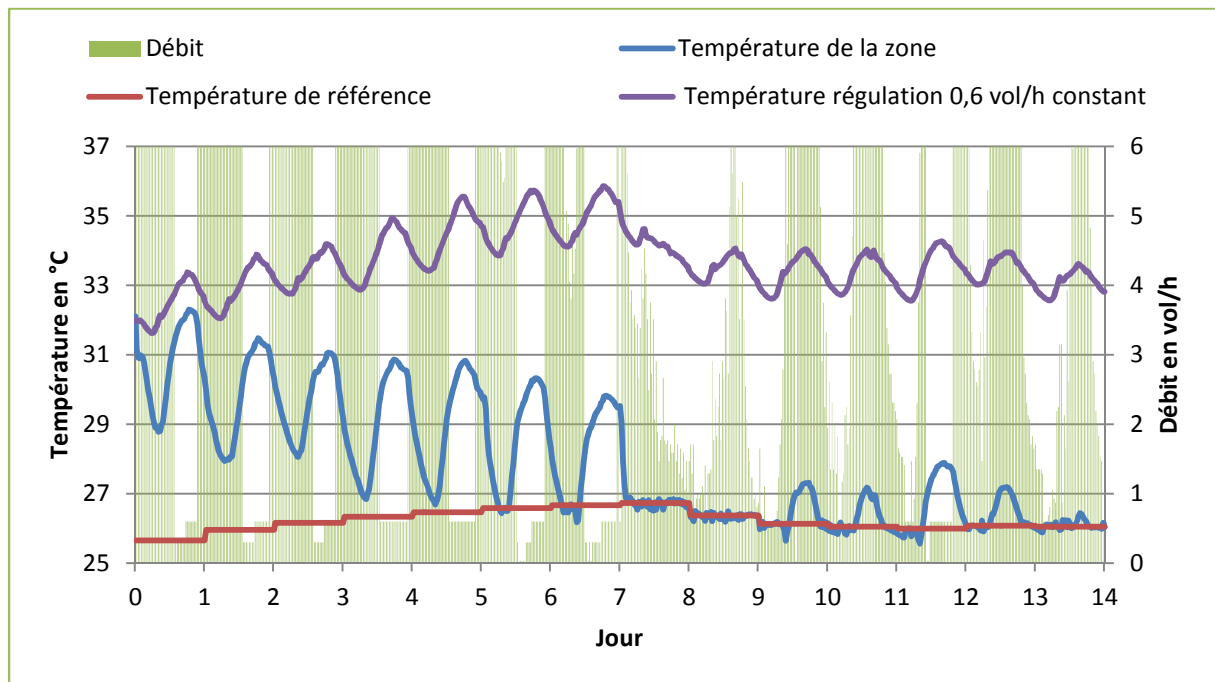


Figure 66 : Régulation optimale pour une optimisation avec une température de référence variable issue du confort adaptatif – semaine caniculaire

Sur la première semaine, la régulation est sensiblement la même que lorsque la température de référence est fixe car la température intérieure est initialement très élevée et la commande de ventilation est utilisée au maximum pour refroidir le bâtiment. Par contre pendant la deuxième semaine, la température de confort est assez élevée les premiers jours, la ventilation n'est donc pas utilisée à cette période comme dans le cas d'étude précédent. La température de l'air extérieur est basse, une légère ventilation suffit à diminuer la température de la zone au même rythme que la température de confort.

Dans l'approche PMV, pour un bâtiment servant à l'habitation, le confort est maintenu si la température intérieure est comprise dans un intervalle de 2 °C autour de la valeur de confort de référence [NICO 02]. Sur l'ensemble de la seconde semaine, l'algorithme d'optimisation est très efficace car il y a en moyenne 0,32 °C d'écart entre la température de la zone et la température de référence. Le débit de ventilation est d'environ 3,3 vol/h sur cette semaine. Une configuration classique maintenant un débit de ventilation de 0,6 vol/h est également appliquée. Sans surventilation, la température intérieure augmente fortement pendant la première semaine jusqu'à

environ 36 °C. La deuxième semaine permet une légère diminution de la température intérieure mais le stock de chaleur dans la masse thermique du bâtiment est trop important pour que la température intérieure baisse vers les valeurs de la température de confort.

La régulation issue de l'optimisation par la programmation dynamique permet de maintenir le confort thermique dans le bâtiment grâce à de fortes sur-ventilations allant jusqu'à 6 vol/h. Une telle ventilation nécessiterait une forte consommation d'électricité de la part des ventilateurs mais également un sur-dimensionnement des gaines de ventilation. Une étude dimensionnant la ventilation maximale nécessaire pour maintenir le confort thermique intérieur est donc menée.

### 1.3.3. Dimensionnement du système de ventilation

Pour effectuer le dimensionnement de la ventilation maximale nécessaire pour maintenir le confort thermique dans le bâtiment, seule la deuxième semaine est prise en compte. En effet, sur la première semaine de forte chaleur les conditions météorologiques et l'état initial du bâtiment ne permettent pas de baisser suffisamment la température vers une zone de confort thermique. Augmenter la valeur de ventilation forcée maximum au delà de 6 vol/h ( $V_{max}$ ) nécessiterait un surdimensionnement des gaines de ventilation trop important. Seule la ventilation naturelle peut avoir un effet suffisant pour rafraîchir le bâtiment dans ces conditions, comme nous le verrons par la suite.

Cinq optimisations sont menées avec des valeurs de  $V_{max}$  allant de 1 vol/h à 6 vol/h. L'objectif est d'observer la dégradation des résultats de la stratégie optimale obtenue avec la programmation dynamique en terme de confort thermique en fonction du débit de ventilation maximal autorisé. Les résultats sont explicités dans la Figure 67.

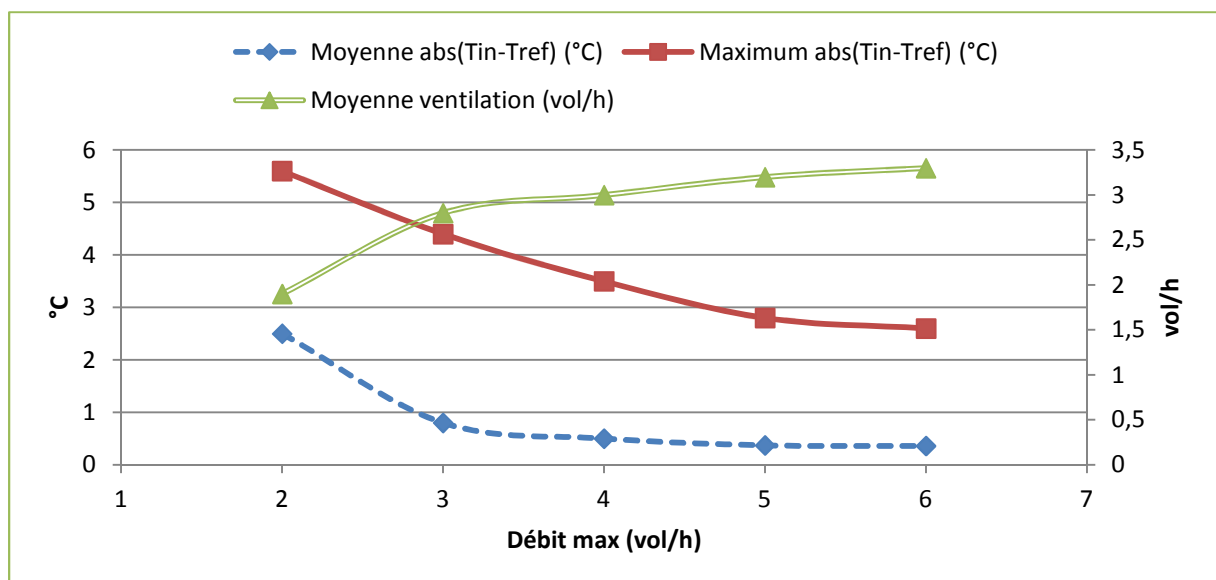


Figure 67 : Dimensionnement du débit de ventilation forcée maximal

Le confort thermique est sensiblement équivalent pour des valeurs de ventilation maximale comprises entre 3 et 6 vol/h que ce soit au niveau de la moyenne d'écart à la température de référence ou au niveau du maximum d'écart à celle-ci. Un décrochage existe si une valeur de ventilation maximale de 2 vol/h est utilisée. Dans ce cas la sur-ventilation n'est plus suffisante pour refroidir le bâtiment comme on peut le voir sur la *Figure 68*. Pendant ces périodes la ventilation est utilisée quasiment à son maximum en continu mais cela ne suffit pas à diminuer la température intérieure. Une valeur débit maximum de 3 vol/h semble suffire pour ce bâtiment dans ce cas d'étude, mais la température extérieure n'étant pas très élevée, il est peut être préférable de choisir une valeur de débit maximum de 4 vol/h.

Comme on peut le voir sur la *Figure 67*, les débits de ventilation forcés moyens sont importants. Ils peuvent entraîner une grande consommation d'électricité, il faut maintenant regarder s'il est possible d'obtenir des résultats proches tout en diminuant l'utilisation de la ventilation forcée.

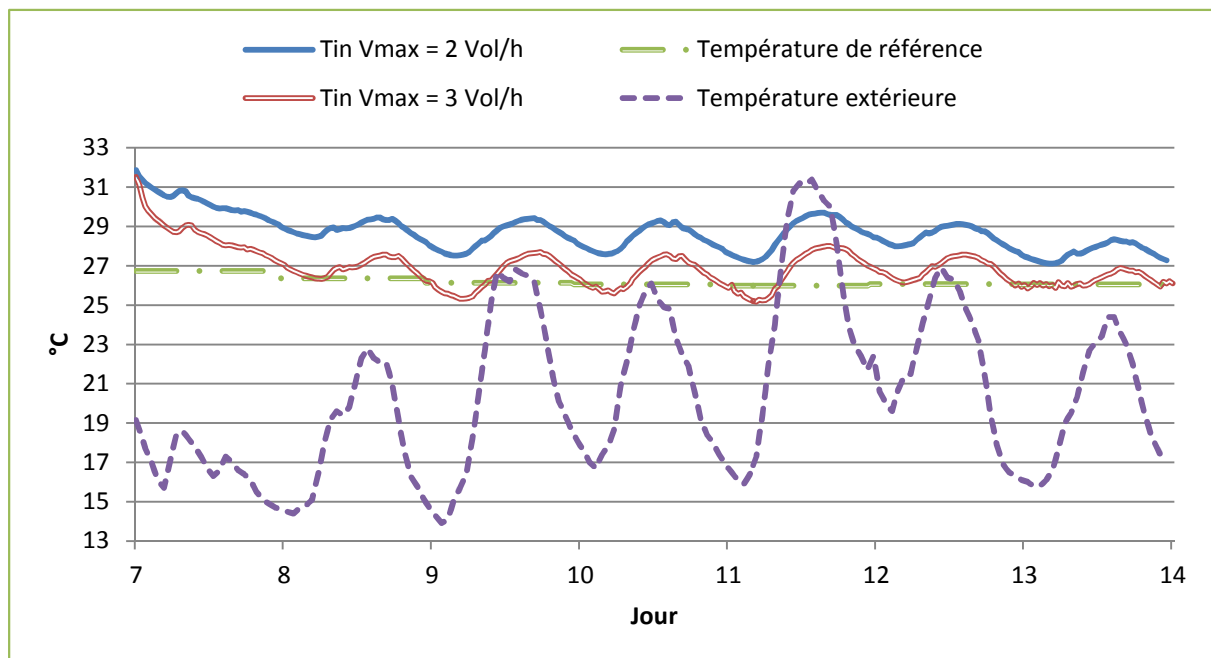


Figure 68 : Régulation optimale de la ventilation pour des valeurs maximales de débit de 2 vol/h et 3 vol/h

## 1.4. Optimisation multicritère

Deux approches différentes pour l'optimisation multicritère sont abordées. Dans un premier temps une seule fonction objectif est gardée, la fonction valeur est alors la somme pondérée des fonctions valeurs de chaque objectif. La pondération est un choix a priori de l'importance relative des objectifs entre eux. Si l'importance relative de chaque objectif est définie a posteriori, après l'optimisation, c'est l'utilisation d'un front de Pareto qui est recommandée.

### 1.4.1. Une seule fonction objectif

Un coût d'utilisation de la ventilation est ajouté dans la fonction valeur:

$$v(E_t, E_{t+1}) = \text{debit ventilation} + X * \text{abs}(T_{\text{int}}^{t+1} - T_{\text{ref}}^{t+1}) \quad \text{IV.1.14}$$

Plus la valeur du coefficient de pondération  $X$  est élevée, plus l'objectif associé au confort thermique est important. C'est l'approche adaptative du confort thermique qui est étudiée ici, la température de confort ( $T_{\text{ref}}$ ) évolue donc en fonction de la température extérieure chaque jour.

Le nombre d'intervalles pour la discrétisation de la variable d'état est toujours égal à 800, les autres paramètres n'étant pas changés par rapport aux simulations précédentes. L'évolution de la température intérieure est très similaire pour des valeurs de  $X$  de 1 et de 9 pendant la première semaine (Figure 69) car l'écart entre la température intérieure et la température de référence est important à cause de l'état initial du bâtiment. Par contre, pour une valeur de  $X$  faible (0,1), le critère de confort est beaucoup moins important, la stratégie de gestion ne permet donc pas de diminuer la température intérieure. Pendant la deuxième semaine, les régulations avec  $X$  valant 1 et 9 se dissocient avec une température intérieure plus élevée quand ce critère est moins important.

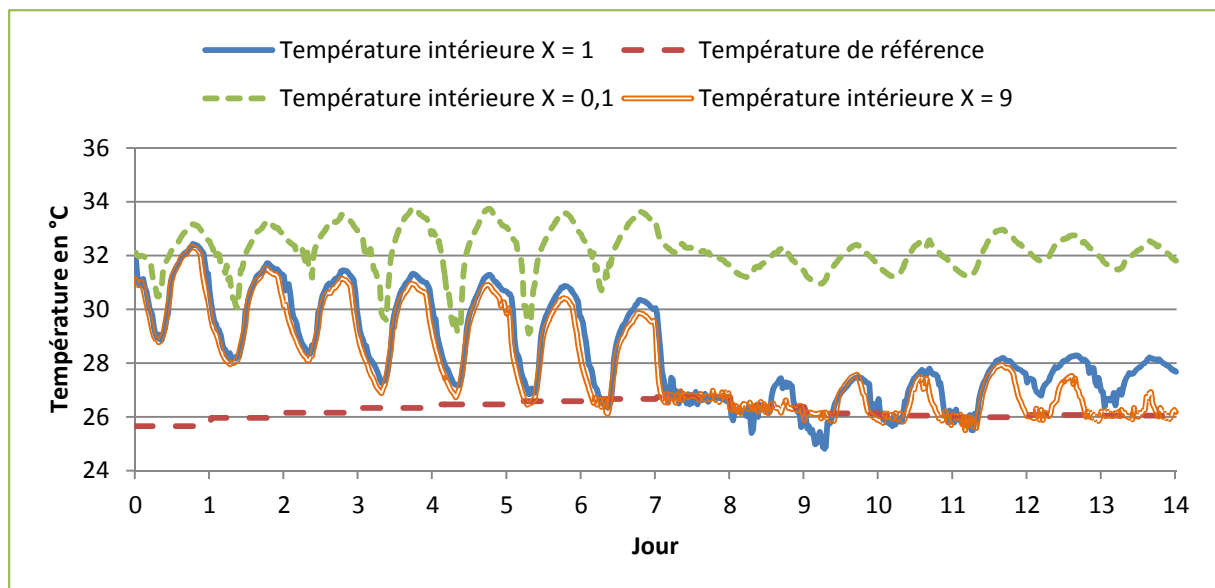


Figure 69 : Comparaison de l'évolution des températures intérieures pour des optimisations avec des coûts de ventilation différents

La Figure 70 montre l'évolution du confort thermique en fonction de la ventilation moyenne pour différentes valeurs de  $X$  données. Cette étude permet a posteriori de choisir la meilleure valeur du coefficient de pondération des fonctions valeurs en fonction des objectifs de l'utilisateur. Si par exemple le confort thermique de l'occupant est une donnée importante, une valeur de  $X$  de 1 permet de garantir une utilisation de la ventilation raisonnable avec un confort thermique plutôt bon connaissant les conditions de la première semaine simulée.

La prise en compte du coût de ventilation est donc très efficace pour diminuer l'utilisation de la ventilation forcée tout en maintenant le confort dans le bâtiment. Celui-ci est maintenu sauf pendant la période très chaude où la température intérieure dépasse 26 °C à cause des conditions initiales du bâtiment et de la période de très forte chaleur.

Cette méthode d'optimisation multicritère est intéressante mais nécessite un nombre élevé d'optimisations pour obtenir comme résultat ceux de la *Figure 70*. Une optimisation multicritère avec deux fonctions valeurs séparées permet d'obtenir un front de Pareto dont les résultats sont proches de ceux-ci en une seule optimisation.

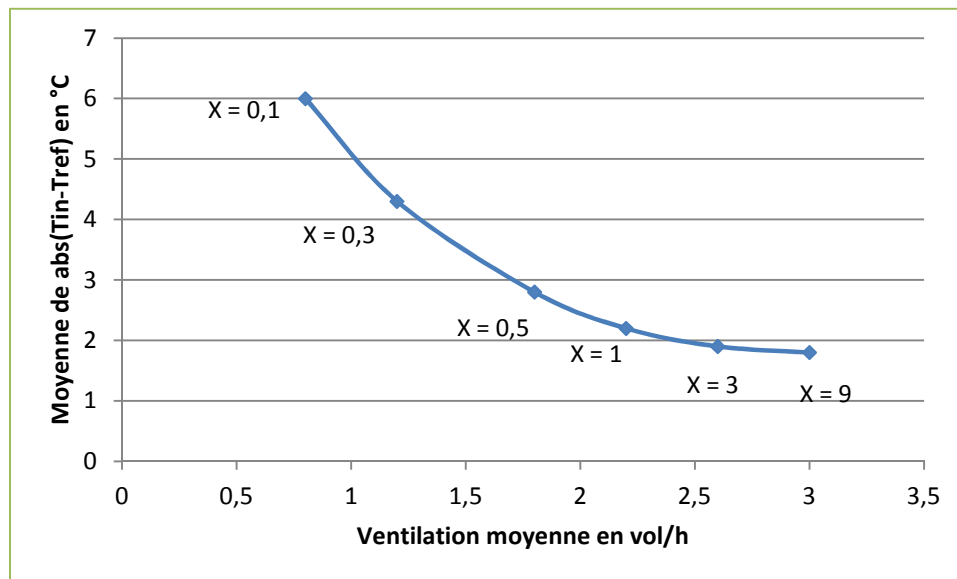


Figure 70 : Corrélation entre confort thermique intérieur et ventilation moyenne en fonction du coût d'utilisation de la ventilation

### 1.4.2. Front de Pareto

Une optimisation multicritère avec pour fonction valeur celle de l'équation IV.1.15 est menée. La température de référence est celle issue du confort adaptatif.

$$v(E_t, E_{t+1}) = \begin{cases} v_1(E_t, E_{t+1}) = abs(T_{int}^{t+1} - T_{ref}^{t+1}) \\ v_2(E_t, E_{t+1}) = Debit\_vent \end{cases} \quad \text{IV.1.15}$$

A chaque pas de temps et pour chaque valeur énergétique de la variable d'état, plusieurs politiques peuvent être sauvegardées. En effet, seules les politiques qui sont moins performantes que n'importe quelle autre politique sur les deux critères à la fois sont éliminées. Le nombre de politiques calculées augmente donc très rapidement, entraînant des problèmes de mémoire pour l'ordinateur.

Pour réduire le nombre de combinaisons calculées, certaines politiques sont éliminées même si elles ne sont pas dominées sur les deux critères. Nous partons du principe qu'il n'est pas utile de

conserver deux politiques qui obtiennent des résultats très proches pour un même état et pour un même pas de temps. Cela évite de conserver trop de combinaisons semblables à chaque pas de temps et permet ainsi d'augmenter le nombre d'intervalles de discrétisation  $N_e$  à 800 et le nombre de jours simulés à 7. Sans limiter le nombre de régulations conservées, le nombre maximal de discrétisation serait de 400 pour 5 jours simulés. Une régulation est éliminée même si elle n'est pas dominée sur les deux critères, si elle se trouve trop près d'une autre politique. C'est à dire si à un pas de temps donné et pour une valeur de la variable d'état donnée, on a :

$$\text{abs}(v_1(\text{reg 1}) - v_1(\text{reg 2})) + \text{abs}(v_2(\text{reg 1}) - v_2(\text{reg 2})) < \text{Epsilon} \quad \text{IV.1.16}$$

avec

$v_1(\text{reg 1})$	le coût cumulé de la première régulation sur le premier critère
$v_1(\text{reg 2})$	le coût cumulé de la deuxième régulation sur le premier critère
$v_2(\text{reg 1})$	le coût cumulé de la première régulation sur le second critère
$v_2(\text{reg 2})$	le coût cumulé de la deuxième régulation sur le second critère
Epsilon	la « distance » minimum entre deux politiques

La valeur d'épsilon est prise à 0,3 dans l'optimisation qui est présentée par la suite. Celle-ci est réalisée avec un pas de temps de 30 min et des valeurs de *divmin* et *divmax* de 3.

La *Figure 71* présente le front de Pareto issu de l'optimisation par la programmation dynamique qui a duré moins de 19 min. Sur le même graphique est également représenté le résultat obtenu au paragraphe précédent lors de l'optimisation multicritère comprenant une seule fonction valeur dans la fonction objectif. Le nombre maximal de régulations qui ont atteint le même état au même pas de temps et qui ont été sauvegardées est de 381. Il y a donc jusqu'à 381 régulations sauvegardées par état avec 800 états en tout pour chaque pas de temps de 30 min pour une optimisation se déroulant sur 7 jours.



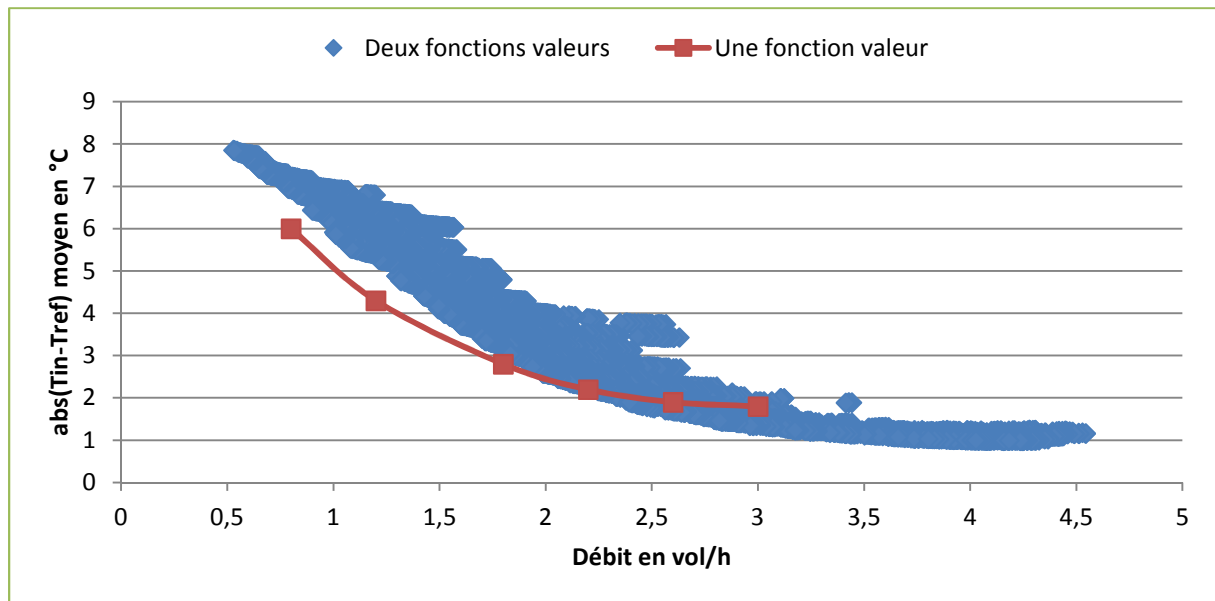


Figure 71 : Front de Pareto confort thermique/débit ventilation

Les résultats obtenus par le front de Pareto sont légèrement différents, on observe que pour un débit moyen faible, il y a environ un degré Celsius en plus par rapport au cas où la fonction objectif comprend une seule fonction valeur. Par contre pour des débits moyens élevés, les résultats obtenus par l'optimisation multicritère correspondent à un meilleur confort thermique. L'éventail des régulations calculées est également beaucoup plus important, allant d'un débit de ventilation de 0,5 vol/h en moyenne à presque 4,5 vol/h. Avec une optimisation utilisant deux fonctions valeurs séparées, l'occupant du bâtiment peut choisir a posteriori la régulation qui lui convient le mieux. La programmation dynamique permet de développer aussi bien des régulations monocritères que multicritères dans des temps qui restent convenables.

## 1.5. Comparaison avec une régulation simplifiée

Deux autres configurations sont étudiées. La configuration classique maintient une ventilation constante de 0,6 vol/h pendant toute la période optimisée. Une régulation simplifiée est simulée, elle consiste à sur-ventiler le bâtiment à 6 vol/h si la température extérieure est inférieure à la température intérieure et si la température intérieure est supérieure à la température de référence. Le reste du temps la ventilation est à 0,6 vol/h. Les résultats sont présentés dans la Figure 72.

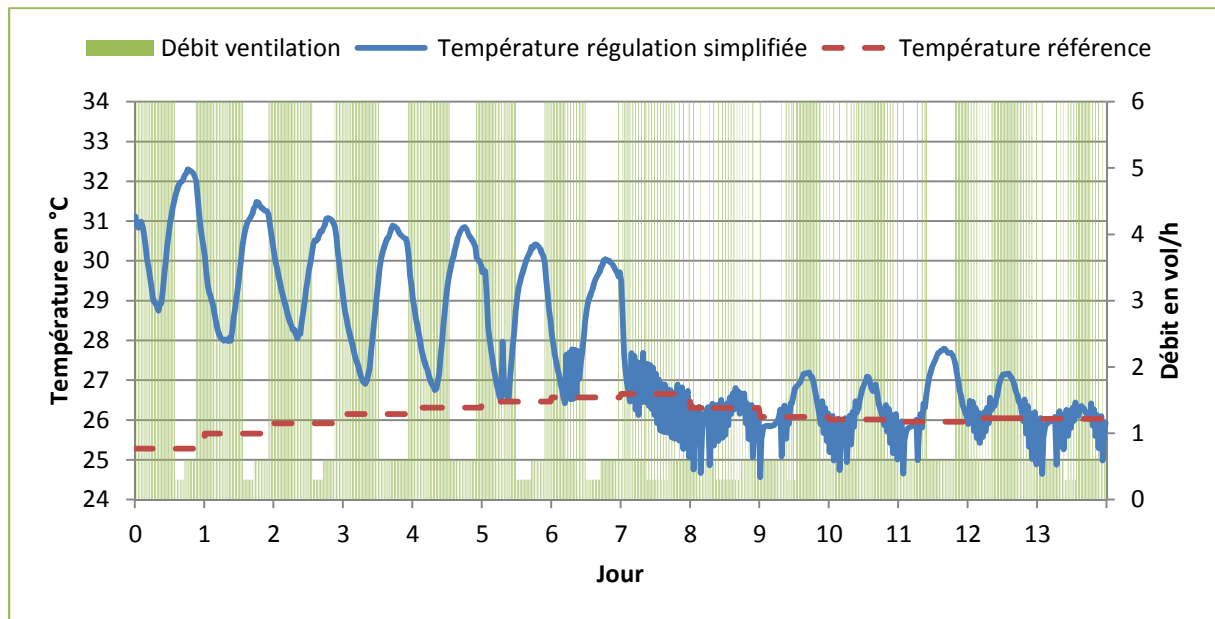


Figure 72 : Evolution de la température intérieure pour la régulation avancée

Globalement cette régulation conduit à des résultats similaires à la stratégie de régulation issue de l'optimisation par la programmation dynamique. Pendant la deuxième semaine, la température change fréquemment, presque à chaque pas de temps, car la stratégie de commande est en tout ou rien. La commande maximale de 6 vol/h est donc trop importante.

Les trois configurations, débit constant, régulation simplifiée et issue de la programmation dynamique sont comparées dans la Figure 73. La courbe de la température de référence, qui est la température de confort, est tracée en pointillé.

La température avec le débit de ventilation constant est bien supérieure à celles issues des deux régulations tout au long des deux semaines étudiées. Le confort thermique est fortement dégradé car aucune sur-ventilation n'existe. Par contre les deux régulations donnent quasiment le même résultat la première semaine, pendant la semaine de forte chaleur, la ventilation maximale est utilisée dès que c'est possible. On remarque juste une différence pendant la nuit des deux derniers jours de la semaine, où la température issue de la régulation simplifiée est parfois légèrement supérieure. Pour la régulation simplifiée, si la température au début d'un pas de temps est inférieure à la température de confort, il n'y a pas de sur-ventilation au pas de temps suivant ce qui explique pourquoi la température est plus importante pour cette régulation. Ces deux courbes se séparent la deuxième semaine même si elles restent très proches. L'algorithme de la programmation dynamique permet de calculer des commandes plus précises autres que le tout ou rien.

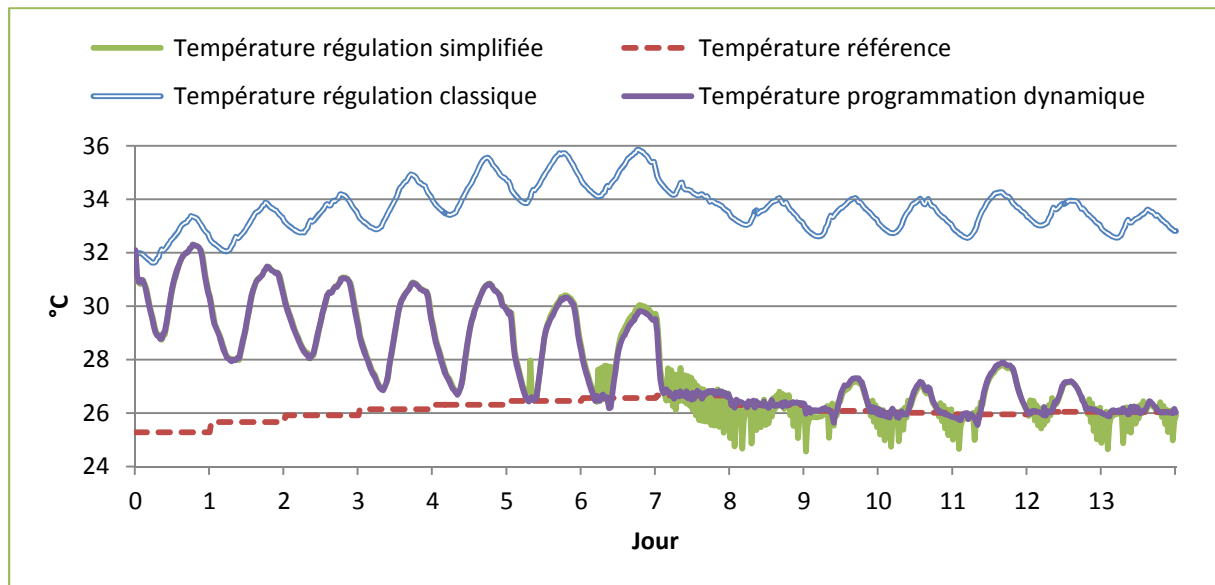


Figure 73 : Évolution de différentes températures pour une période de 14 jours

Trois configurations ont été comparées dans ce paragraphe :

Une stratégie à débit constant ne permet pas de maintenir le confort pendant les périodes estivales. Le surplus de chaleur n'est pas évacué par des sur-ventilations, des températures importantes sont atteintes. Sur les deux semaines, il y a en moyenne 7,5 °C d'écart entre la température de confort et la température intérieure. La ventilation est maintenue à son minimum : seulement 10% de la ventilation maximale admissible dans ce cas d'étude (soit 0,6 vol/h).

La régulation simplifiée obtient de bien meilleurs résultats avec seulement 1,9 °C d'écart entre la température intérieure et la température de référence en moyenne sur les deux semaines. Surtout elle réagit très bien la deuxième semaine où il n'y a plus que 0,5 °C d'écart en moyenne. L'utilisation de la ventilation est plus importante que le minimum hygiénique, avec un débit de ventilation moyen sur les deux semaines de 3,6 vol/h. Le temps de mise en place de la régulation est quasiment nul, de l'ordre de quelques secondes.

La régulation issue de la programmation dynamique conduit à des résultats légèrement meilleurs que ceux de la régulation simplifiée, principalement car elle maintient la température intérieure autour de la température de confort de façon plus précise. L'écart entre la température intérieure et la température de référence n'est plus que de 1,7 °C en moyenne sur les deux semaines, et de 0,3 °C pour la seule deuxième semaine. Le débit de ventilation moyen est identique à 3,6 vol/h. Les temps d'optimisations sont par contre légèrement plus importants avec une durée totale de 50 sec pour les deux semaines étudiées.

## 1.6. Conclusion

L'utilisation de la programmation dynamique pour la mise en place d'une régulation permet d'améliorer grandement le confort des occupants en limitant les surchauffes et en permettant de rester à des valeurs de températures intérieures très proches de la température de confort. Il est possible de réduire la température dans le bâtiment malgré une période de forte chaleur grâce à la sur-ventilation nocturne. Si la température extérieure est moins importante, il est même possible de réguler la température intérieure dans un intervalle de 2 °C autour de la température de confort.

Grâce à la méthode d'optimisation implantée dans le cœur de calcul du modèle thermique du bâtiment, il est possible de faire de nombreuses études, comme le dimensionnement de la ventilation nécessaire aux sur-ventilations nocturnes par exemple. Deux approches différentes pour des études multicritères visant à réduire l'utilisation de la ventilation tout en maintenant le confort dans le bâtiment ont été développées. Une première méthode consiste à choisir a priori l'importance relative d'un critère par rapport à l'autre alors que la deuxième méthode utilise un front de Pareto et laisse le choix à l'utilisateur a posteriori.

Les besoins de ventilation pour maintenir le confort thermique dans le bâtiment sont importants car les apports solaires pendant cette période sont très importants. Pour réduire ces besoins, il faut essayer de réduire les apports solaires et donc de piloter les volets roulants et stores.

## 2. COMMANDE DES STORES

La régulation énergétique du bâtiment en dehors des périodes de chauffe peut également être en partie assurée par la commande des stores ou volets roulants. La régulation des volets est un sujet vaste, ne concernant pas que la consommation énergétique du bâtiment et le confort thermique mais également le confort visuel. [NIEL 11] compare différentes orientations d'une pièce d'un bâtiment avec des hauteurs de fenêtres différentes et trois possibilités de fermeture des volets. Les résultats sur le plan de la consommation énergétique totale du bâtiment pour le chauffage, la ventilation, la climatisation et l'éclairage mais aussi sur le plan du confort visuel sont comparés dans chacun des cas cités précédemment. Une des possibilités de fermeture des volets correspond à une fermeture dynamique suivant le confort thermique et visuel des occupants. Cette commande dynamique conduit aux meilleurs résultats autant sur le plan de la consommation énergétique que du confort.

L'objectif de nos travaux est d'améliorer ces résultats avec une optimisation dynamique des volets d'un bâtiment complet et non plus d'une seule pièce. La régulation énergétique du bâtiment en dehors des périodes de chauffe est maintenant conduite en changeant la commande. La ventilation forcée n'est plus pilotée, elle est fixée à 0,6 vol/h avec en plus 0,03 vol/h dû aux infiltrations, elle est remplacée par la commande des volets. Une stratégie associant la commande de

la ventilation et des protections solaires sera étudiée ensuite. L'objectif de la régulation reste le même : maintenir le confort thermique en été. Les volets sont présents sur chaque fenêtre, il y a donc autant de commandes que de volets. Pour simplifier l'étude menée et rester dans le cadre d'une optimisation mono-commande, tous les volets évoluent ici exactement à l'identique. Il n'y a pas de distinction entre les volets des pièces orientées au sud et celles orientées au nord par exemple. Le seul confort qui est pris en compte est le confort thermique, le confort visuel n'est pas pris en charge par le modèle thermique dynamique du bâtiment.

## 2.1. Paramétrage de l'optimisation

### 2.1.1. Calcul de la commande de la fermeture des stores

L'objectif de ce paragraphe est de présenter plus en détail comment sont calculées les positions des stores nécessaires pour atteindre une valeur énergétique donnée dans la zone thermique. La relation entre l'énergie totale stockée dans la zone et la commande est rappelée dans l'équation suivante :

$$MGIE.U_g^{n+1} = MGID.U_g^n - MGIF.X_g^n - MGIC.Y_g^n + Y_g^{n+1} \quad \text{IV.2.1}$$

avec la valeur de l'énergie comprise dans le vecteur des sorties  $Y_g^{n+1}$  et la valeur du rayonnement solaire entrant par les vitrages comprise dans  $U_g^{n+1}[nb_{zones} + 2]$ ,  $nb_{zones}$  étant le nombre de zones thermiques du modèle du bâtiment.

Nous allons détailler ici le calcul de la commande des stores nécessaire pour la zone thermique d'un modèle monozone du bâtiment. Le même calcul est généralisable pour un modèle thermique multizone. Nous cherchons donc la valeur de  $U_g^{n+1}[1 + 2]$  nécessaire pour que l'énergie de la zone soit égale à  $E_{zone1}^{n+1}$ . Le vecteur de sortie est le suivant :

$$Y_g^{n+1} = \begin{pmatrix} T_{zone1} \\ T_{zone2} \\ \vdots \\ E_{zone1}^{n+1} \\ \vdots \end{pmatrix} \quad \text{IV.2.2}$$

$E_{zone1}^{n+1}$  se trouve à la ligne ( $Nb_{zones}+1$ ) du vecteur de sortie. On pose :

$$v_n = \sum_{i=1}^{nb_{sorties}} MGIC[Nb_{zones} + 1, i] . Y_g^n [i] \quad \text{IV.2.3}$$

$$u_n = \sum_{i=1}^{nb\_mesures} MGID[Nb\_zones + 1, i] \cdot U_g^n[i] \quad IV.2.4$$

$$x_n = \sum_{i=1}^{ordre} MGIF[Nb\_zones + 1, i] \cdot X_g^n[i] \quad IV.2.5$$

$$u_{n+1} = \sum_{i=1}^3 MGIE[Nb\_zones + 1, i] \cdot U_g^{n+1}[i] \quad IV.2.6$$

$$+ \sum_{i=5}^{nb\_mesures} MGIE[Nb\_zones + 1, i] \cdot U_g^{n+1}[i]$$

Ainsi l'équation IV.2.1 devient :

$$U_g^{n+1}[3] = \frac{(E_{zone1}^{n+1} + u_n - x_n - u_{n+1} - v_n)}{MGIE[Nb\_zones + 1, 3]} = Flux\ solaires\ nécessaires \quad IV.2.7$$

Cette méthode conduit à modifier la sollicitation  $U_g^{n+1}[3]$  qui correspond initialement aux flux vitrés  $\Phi_{vitrés}$  en l'absence de stores exprimés en W. Ainsi

$$Commande\ stores = \frac{Flux\ solaires\ nécessaires}{\Phi_{vitrés}} * 100 \quad IV.2.8$$

La commande des stores est exprimée en % des flux vitrés. Si les besoins sont supérieurs aux flux vitrés, les stores sont ouverts à 100%. Si les besoins sont négatifs, les stores sont fermés à 100%.

### 2.1.2. Effet de la commande des stores sur la variation de la variable d'état

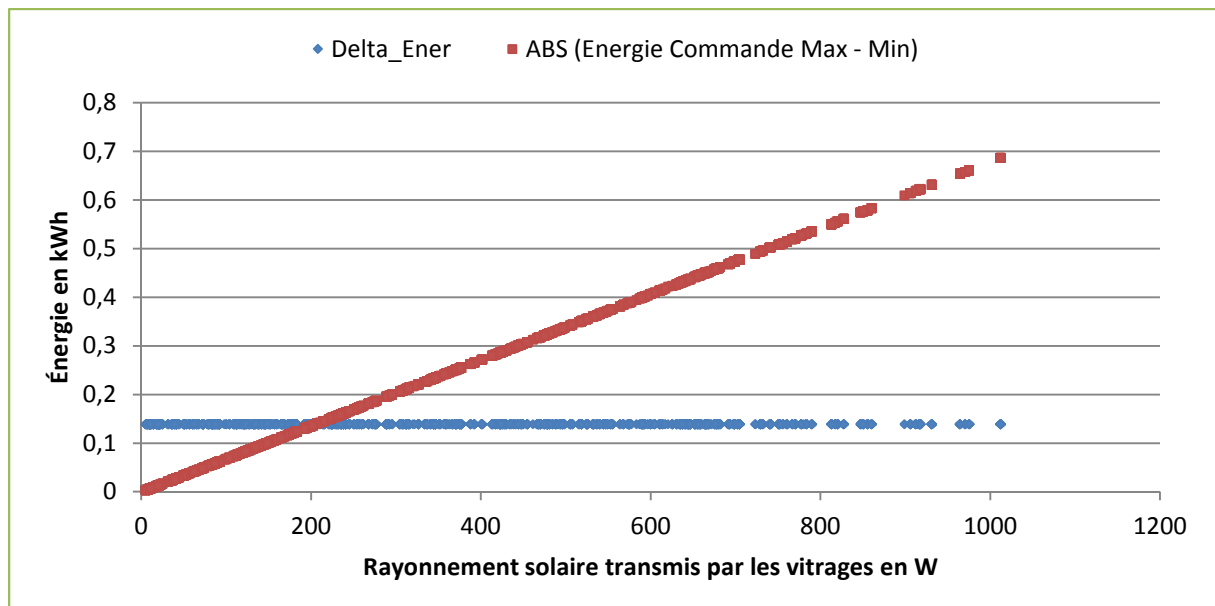
L'optimisation par la programmation dynamique avec la commande des protections solaires peut être effectuée sur le même principe que précédemment dans le cas monozone : énergie fixée, commande calculée. Cette variante permet de s'assurer que quand deux politiques sont comparées, elles ont exactement la même valeur de la variable d'état. De la même façon que précédemment, deux valeurs de commandes sont testées dans tous les cas, les valeurs maximum et minimum, c'est-à-dire le cas où les volets sont ouverts à 100% et celui où ils sont ouverts à 0% (et donc fermés).

Quand les stratégies de régulation concernaient le chauffage, la commande fournissait directement un apport de chaleur au système bâtiment. Une commande maximale ou minimale entraîne alors toujours le même apport quelque soit l'heure de la journée. Quand la commande est le contrôle des volets, celle-ci régule un apport de chaleur par rayonnement solaire qui est variable tout au long de la journée. Une commande où les volets sont fermés à 0% ne veut pas dire un apport

de chaleur constant au bâtiment quelle que soit l'heure de la journée. L'impact de la commande sur le système bâtiment dépend également des apports externes par rayonnement solaire. On retrouve ici le même cas que pour la commande de la ventilation naturelle, où l'impact de celle-ci sur le bâtiment dépend de la différence de température entre la température intérieure et la température extérieure.

La *Figure 74* présente la différence d'énergie (en kWh) résultant des deux commandes minimum (0% d'ouverture) et maximum (100% d'ouverture) en fonction du flux vitré exprimé en W. Pour un nombre d'intervalle de discrétisation de la variable d'état  $Ne = 800$ , avec des valeurs  $divmin$  et  $divmax$  respectivement de 8 et 40, la valeur d'un intervalle de discrétisation est de 0,14 kWh environ.

Si le rayonnement solaire transmis par les vitrages est de 200 W, alors la différence d'énergie résultant de la commande minimale et maximale est de 0,14 kWh environ. Pour une telle différence de température, les commandes minimales et maximales à partir d'un même point initial mènent donc à deux niveaux énergétiques différents.



**Figure 74 : Influence de la commande des stores sur l'énergie totale stockée dans le bâtiment**

Prenons le raisonnement inverse. Si les commandes minimum et maximum des stores doivent pouvoir se différencier pour un rayonnement solaire transmis de 500 W, il faut alors, d'après la *Figure 74*, une valeur d'intervalle de discrétisation d'énergie totale stockée dans le bâtiment de 0,35 kWh environ. L'intervalle de variation de l'énergie étant de 111 kWh dans ce cas d'étude, il faut un nombre d'état  $Ne$  de 520 environ pour avoir cet intervalle de discrétisation de 0,4 kWh, voir *Figure 75*.

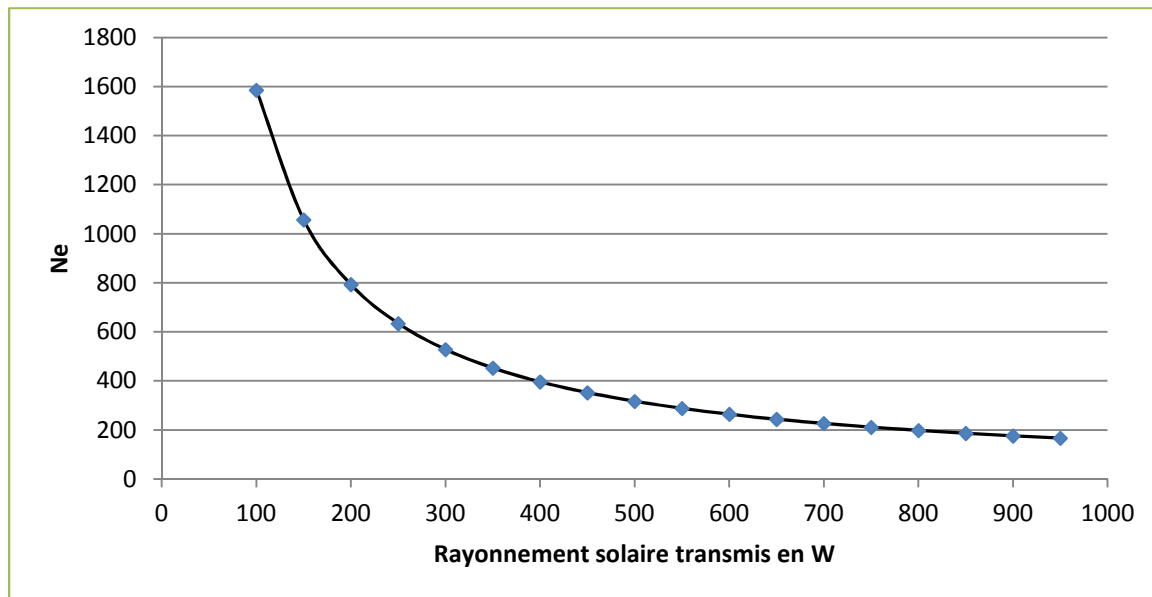


Figure 75 : Nombre d'états nécessaire pour que l'intervalle de discrétisation de la variable d'état soit égal à la différence d'énergie issue des commandes minimum et maximum en fonction du rayonnement solaire transmis par les vitrages

Le nombre maximum d'intervalles de discrétisation de la variable d'état est de 800, au delà la mémoire vive de l'ordinateur est saturée, cela suffit dans ce cas à garantir qu'au delà d'un rayonnement solaire transmis de 200 W, les deux commandes minimales et maximales entraînent deux états énergétiques différents à la fin du pas de temps.

## 2.2. Régulation de l'ouverture des volets en période estivale pour le maintien du confort thermique

Dans un premier temps, le même cas d'étude que celui utilisé pour la commande de la ventilation forcée est étudié. La température de référence considérée est celle correspondant au confort adaptatif. La fonction objectif est monocritère avec pour objectif le maintien du confort thermique dans le bâtiment (équation IV.1.9). La durée totale de l'optimisation est de 30 secondes pour un nombre d'états  $Ne = 800$  et un pas de discrétisation de  $0,17 \text{ kWh}$ . Les résultats sont présentés sur la Figure 76.

Comme dans les cas précédents, la température initiale dans le bâtiment est de  $32 \text{ °C}$ , c'est à dire beaucoup plus que la température de confort se situant vers  $25,5 \text{ °C}$ . La seule régulation des volets ne suffit pas à diminuer la température intérieure. En effet, la stratégie de régulation optimale consiste dans ce cas d'étude à fermer les stores à 100% pendant toute la durée de l'optimisation, ils ne sont pas ouverts une seule fois pendant les 14 jours étudiés. La régulation des stores permet seulement de limiter les apports solaires mais ne permet pas de refroidir le bâtiment. Grâce à la très



bonne isolation thermique du bâtiment, et aux apports solaires nuls, la température intérieure se maintient pendant la première semaine de très forte chaleur, mais celle-ci reste très éloignée de la température de confort. La température extérieure diminue fortement pendant la seconde semaine, la ventilation forcée qui est constante à 0,63 vol/h (en comptant les infiltrations) permet le refroidissement du bâtiment, mais de façon trop lente pour rejoindre la température de confort.

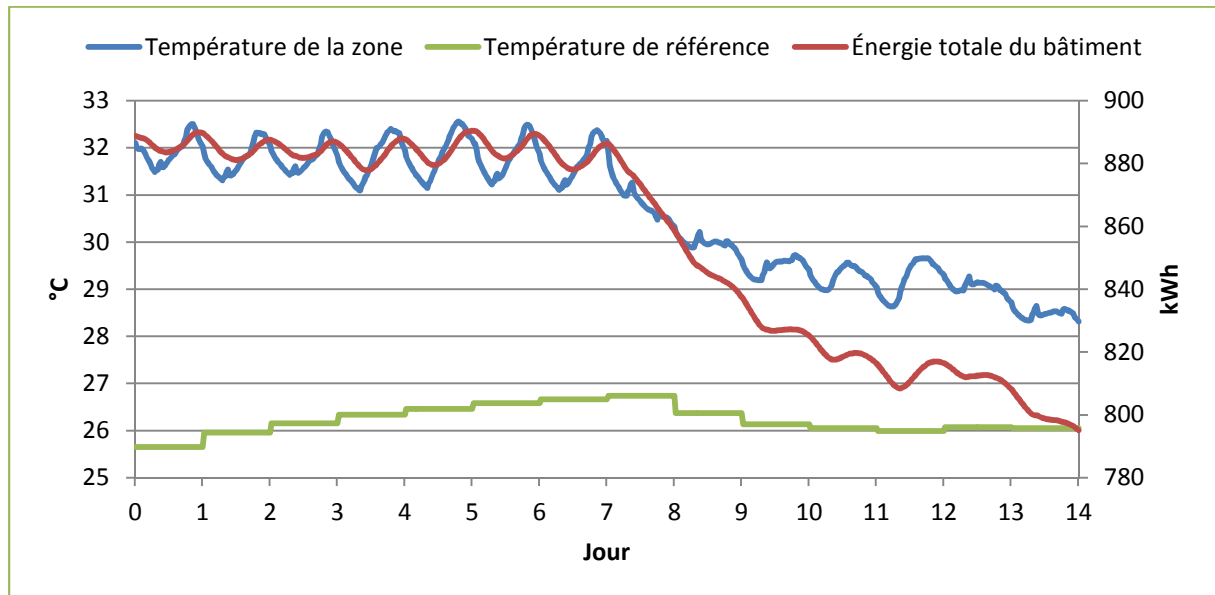


Figure 76 : Stratégie de gestion optimale avec commande des stores pour une période très chaude

Avec la seule régulation des stores, il n'est donc pas possible d'atteindre le confort thermique sur ce cas d'étude, notamment car la température initiale est très élevée. De plus, même si le confort visuel n'est pas pris en compte, il est évident que celui-ci est très fortement dégradé car les stores sont fermés pendant les 15 jours étudiés. Une solution pour prendre en compte le confort visuel serait de ne fermer les stores qu'à 75% au maximum pendant les périodes d'occupation du bâtiment.

La régulation des stores peut être intéressante dans un autre cas d'étude. De nouvelles données météorologiques sont prises en compte, correspondant aux 15 derniers jours d'une année type du mois de Juin (Figure 77).

Avec de telles données météorologiques et une température initiale plus basse autour de 26 °C, la stratégie de gestion optimale est plus intéressante (Figure 78). Les stores sont encore une fois fermés pendant les 4 premiers jours pour limiter les apports solaires et ainsi diminuer la température intérieure jusqu'à atteindre la température de confort. Ensuite la régulation des stores permet de maintenir la température intérieure dans un intervalle de 1 °C autour de la température de confort pendant le reste de la période étudiée. Sur toute la période étudiée, la température intérieure est en moyenne à 0,5 °C autour de la température de confort. On remarque sur la Figure 78 que les stores ne sont pas ouverts la nuit, c'est une convention d'affichage, que ceux-ci soient ouverts ou fermés ne change rien à la régulation énergétique du bâtiment.

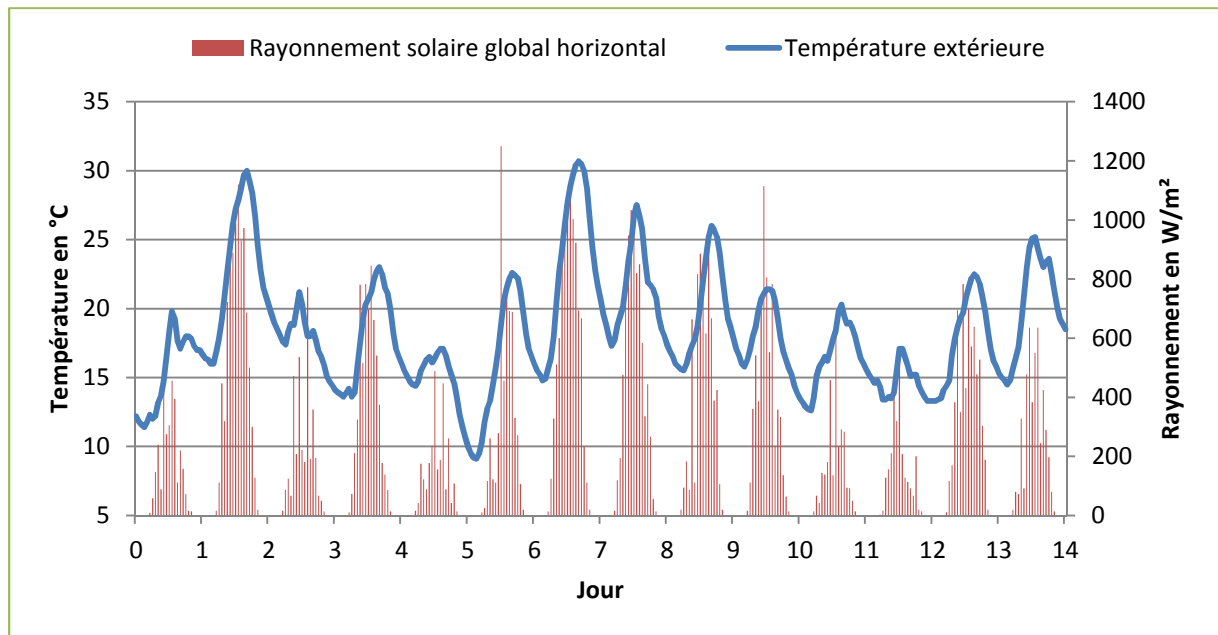


Figure 77 : Nouvelles données météorologiques utilisées

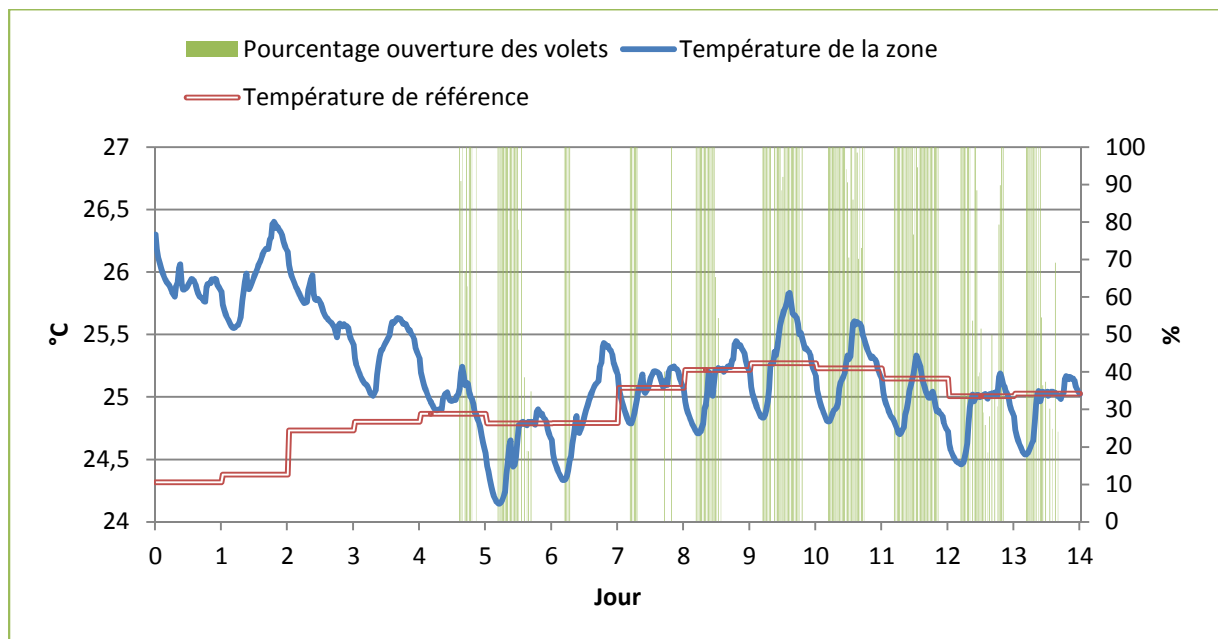


Figure 78 : Stratégie de gestion optimale avec les nouvelles données météorologiques

Sur la *Figure 79* sont comparées les températures intérieures du bâtiment avec et sans stratégie de contrôle des stores. Sans stratégie de contrôle, les stores sont continuellement ouverts à 100%, la température augmente jusqu'à 29 °C pendant la deuxième semaine étudiée. Même si la température extérieure n'est pas très élevée, les apports solaires sont importants, ce qui explique l'augmentation de la température intérieure. Sans régulation des stores, il y a en moyenne 2,5 °C d'écart entre la température intérieure et la température de confort.

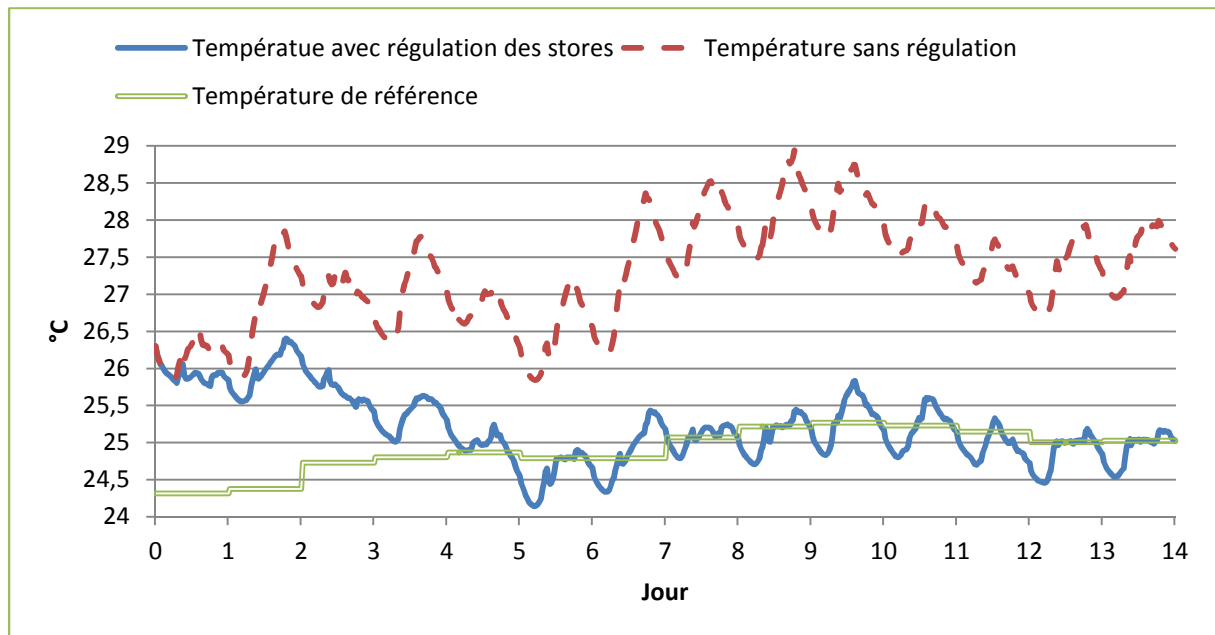


Figure 79 : Comparaison des températures intérieures avec ou sans stratégie de control des stores

Même si la régulation des stores ne permet pas de refroidir suffisamment le bâtiment, elle limite l'augmentation de la température dans celui-ci. Il est donc intéressant de la coupler avec la régulation de la ventilation forcée qui elle est plutôt utilisée la nuit ( sur-ventilation nocturne).

### 3. DOUBLE COMMANDE : STORES ET VENTILATION FORCÉE

Dans le premier cas d'étude présenté dans cette partie, les deux commandes de la ventilation forcée et des stores ne sont pas effectuées en même temps, mais successivement, la ventilation forcée étant plus efficace la nuit et la gestion des stores étant intéressante durant la journée.

Dans une première approche, nous reprenons le cas d'étude de la ventilation forcée en ajoutant une régulation très simple des stores : ceux-ci sont fermés à moitié si la température intérieure est supérieure à la température de confort. Ainsi, les apports solaires sont limités et le confort visuel n'est pas complètement dégradé car les stores ne sont jamais fermés complètement. Les résultats sont présentés dans la *Figure 80*. Sur la première semaine de très forte chaleur, la réduction des apports solaires est très importante pour ramener le confort dans le bâtiment, il y a entre 0,5 °C et 2 °C d'écart entre les températures avec et sans gestion des stores pendant la journée. Pendant la deuxième semaine étudiée, la différence est minime, elle permet surtout de limiter l'augmentation de température quand la seule ventilation forcée ne suffit pas pendant la journée, comme pendant la 12<sup>ième</sup> journée étudiée. Même si cette gestion des stores est limitée, elle

permet de réduire l'utilisation de la ventilation forcée : la ventilation moyenne passe de 3,6 vol/h sur les deux semaines à 2,9 vol/h avec la gestion des stores.

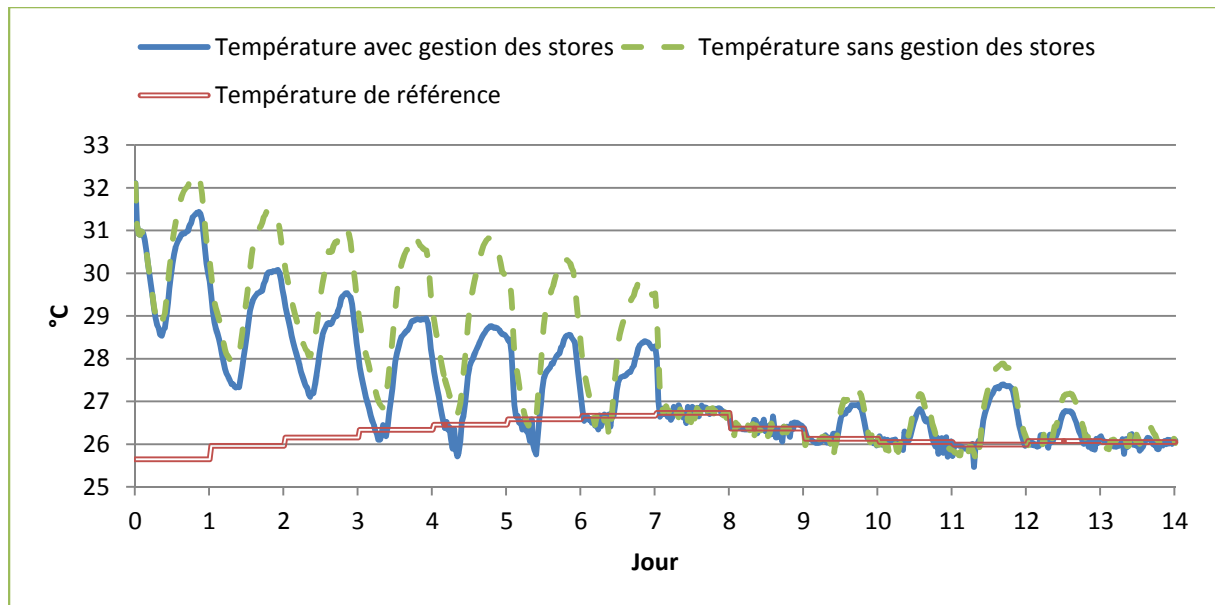
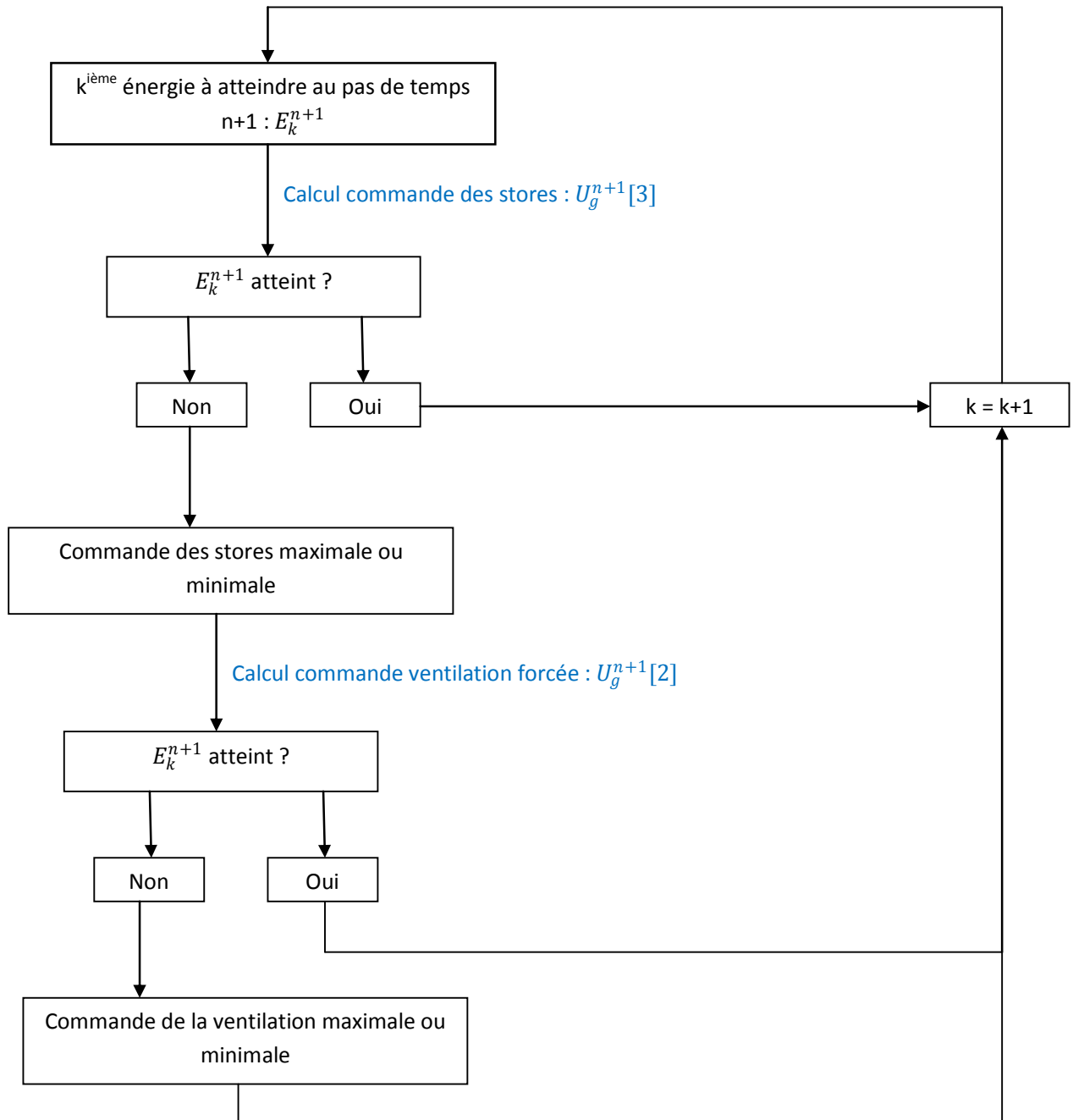
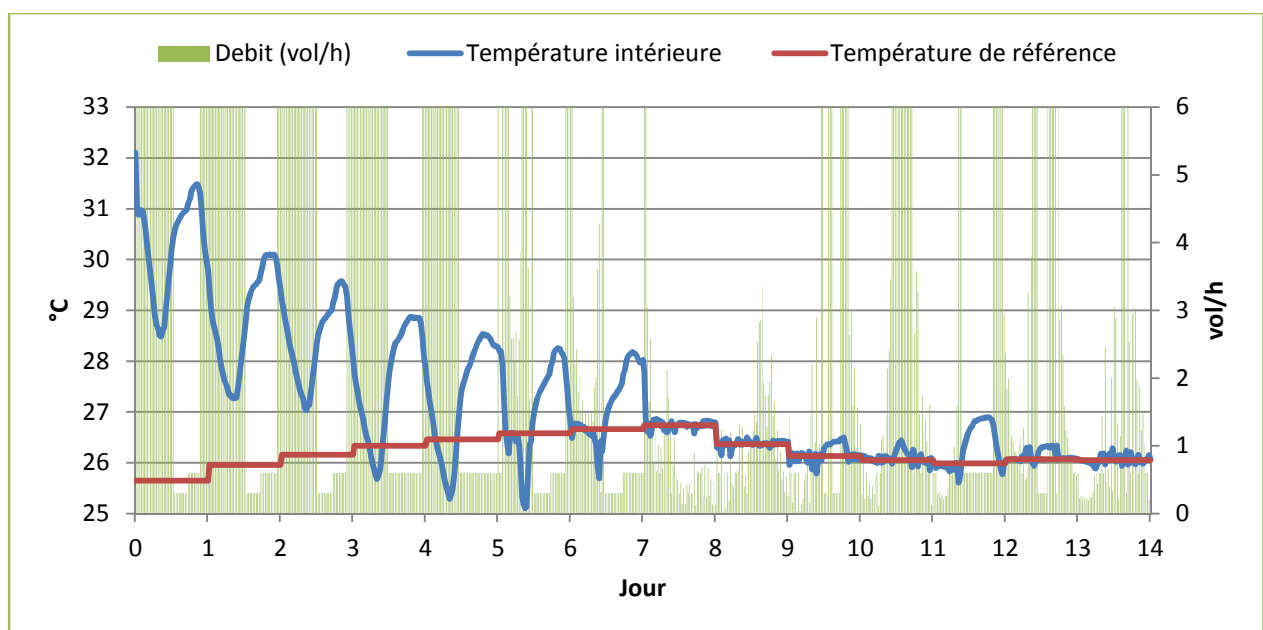


Figure 80 : Température intérieure avec et sans gestion des stores

Nous allons maintenant voir ce que peut apporter une gestion plus fine des stores. Cette fois-ci, les deux commandes sont contrôlées en même temps. Le fonctionnement est toujours celui dit « énergie fixe, commande calculée ». Une fois le niveau énergétique à atteindre connu, c'est la commande des stores qui est prioritaire. Pour cela, la ventilation forcée est mise à son minimum (0,6 vol/h si le bâtiment est occupé, 0,3 vol/h sinon). La commande des stores est calculée dans un premier temps pour atteindre le niveau énergétique fixé. Si la seule commande des stores est suffisante, alors elle est appliquée avec le niveau de ventilation forcée minimum. Si elle ne suffit pas, elle est alors mise à sa valeur la plus utile (minimum ou maximum suivant le cas), et la commande de ventilation forcée nécessaire pour atteindre le niveau énergétique souhaité est calculée. Le fonctionnement classique de l'algorithme d'optimisation avec la ventilation forcée est ensuite effectué. Le fonctionnement de l'algorithme d'optimisation est présenté dans la figure suivante pour le cas d'étude monozone. Nous rappelons que l'application de la programmation dynamique conduit à rechercher les stratégies permettant d'atteindre les  $N_e$  états (de  $k=1$  à  $N_e$ ).



Une optimisation est menée avec un nombre de discrétisation  $N_e$  de 800, un pas de temps de 30 min, des valeurs de  $divmin$  et  $divmax$  respectivement de 4 et 30 qui conduisent à un intervalle d'énergie de 0,32 kWh la première semaine et 0,27 kWh la seconde semaine. L'optimisation a duré 2 min et les résultats sont présentés dans les figures *Figure 81* et *Figure 82*. Sur la première figure, on observe une régulation très semblable au cas d'étude précédent, avec une température intérieure qui rejoint la température de confort en 4 jours et une utilisation de la ventilation forcée à son maximum dès que c'est possible. La commande des stores est présentée dans la figure suivante, ceux-ci sont ouverts seulement lors de la deuxième semaine. Pendant les deux premiers jours de la deuxième semaine, ils ne sont pas utilisés en tout ou rien. Cela veut dire que la seule commande des stores suffit à atteindre l'énergie souhaitée au pas de temps suivant, ce qui est d'ailleurs visible sur la première figure car la ventilation forcée est très souvent à son minimum pendant cette période.



**Figure 81 : Ventilation forcée utilisée pour réguler la température intérieure**

Les températures intérieures avec la double commande et avec une gestion simplifiée des stores consistant à les fermer automatiquement à moitié sont également comparées sur la deuxième figure. Les températures sont identiques sur les trois premiers jours, elles se différencient légèrement par la suite car les stores sont ensuite mieux gérés par la double commande. En effet dans le cas de la gestion simplifiée des stores, ceux-ci ne sont fermés à moitié que si la température intérieure est supérieure à la température extérieure. Sur la première figure, la ventilation forcée n'est plus utilisée à son maximum dès le sixième jour. Sur la deuxième semaine, les résultats de la double commande sont également légèrement meilleurs, même si la différence reste faible. Sur les deux semaines étudiées il y a en moyenne un écart absolu de 1 °C entre la température intérieure et la température de confort dans le cas de la double commande, alors que dans le premier cas (gestion simplifiée) la moyenne de l'écart absolu est de 1,15 °C.

L'utilisation d'une double commande permet donc d'améliorer encore les résultats obtenus en terme de confort thermique dans la maison étudiée pendant la période de très forte chaleur. Pour autant les résultats obtenus avec une gestion plus simple des stores sont intéressants. En cas de capacité de calculs limités, il semble plus intéressant de se concentrer sur les gestion de la ventilation forcée et d'utiliser une règle experte pour la gestion des stores.

Pendant la première semaine étudiée, à cause de l'état énergétique initial du bâtiment et des conditions météorologiques, la température intérieure est souvent en dehors de la zone de confort malgré la commande des stores. Ces systèmes ne suffisant pas à garantir le confort thermique, il reste encore deux possibilités : la ventilation naturelle qui permet d'atteindre des débits beaucoup plus importants ou un système de refroidissement actif comme une climatisation.

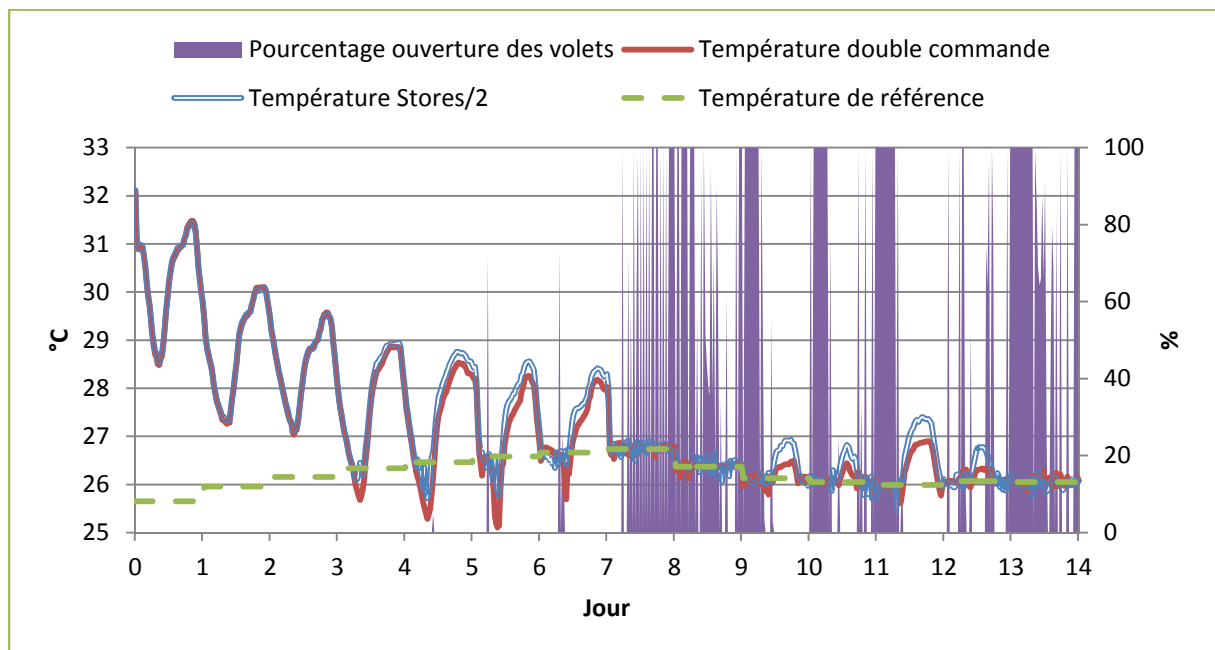


Figure 82 : Ouverture des stores et comparaison avec le cas précédent où les stores n'étaient pas pilotés mais fermés automatiquement à moitié

## 4. COMMANDE DE LA VENTILATION NATURELLE

Dans cette partie nous étudions les possibilités de réguler énergétiquement le bâtiment à partir de la commande des ouvertures de la maison. Ces ouvertures peuvent être des portes, des fenêtres ou des événements qui permettent une ventilation naturelle qui n'est en général pas complètement contrôlée par l'occupant. On se propose d'étudier les possibilités de rafraîchissement de la maison en commandant ces ouvertures et de comparer les résultats à ceux de la ventilation forcée.

## 4.1. Description et modélisation du cas d'étude

### 4.1.1. Modèle aéraulique

Le modèle aéraulique utilisé est celui présenté dans le premier chapitre de ce manuscrit de thèse. C'est un modèle « multizone » qui a été développé par Maxime Trocmé [TROC 09] et que nous avons repris pour l'intégrer à l'algorithme d'optimisation. La maison étudiée est toujours la même que celle des cas d'études précédents, on se propose donc d'ajouter 4 ouvertures, une au rez-de-chaussée et trois à l'étage :

- ✓ une ouverture de 1 m<sup>2</sup> orientée est au rez-de-chaussée à 1,8 m du sol,
- ✓ deux ouvertures de 2,25 m<sup>2</sup> orientées sud dans deux chambres à l'étage situées à 4 m du sol,
- ✓ une ouverture de 2,25 m<sup>2</sup> orientée ouest dans la troisième chambre à l'étage, toujours située à 4 m du sol.

Pour ces quatre ouvertures, les coefficients  $C$  et  $n$  caractérisant l'écoulement de l'air (2.2.2) sont des valeurs standards. Nous choisissons une valeur de 0,5 pour  $n$  et le coefficient  $C$  est calculé de la manière suivante :

$$C = C_d \cdot A \cdot \left(\frac{2}{\rho}\right)^n \quad \text{IV.4.1}$$

avec

$C_d$	une valeur standard de 0,5	[.]
$A$	la surface de l'ouverture	[m <sup>2</sup> ]
$\rho$	la masse volumique de l'air	[kg/m <sup>3</sup> ]

Pour une température de 25 °C, la masse volumique de l'air vaut environ à 1,184 kg/m<sup>3</sup>. Pour la fenêtre du rez-de-chaussée, le coefficient  $C$  vaut alors 0,65 et il vaut 1,46 pour chacune des trois fenêtres situées à l'étage.

Une autre donnée nécessaire pour le calcul de l'impact du vent sur la pression extérieure est le coefficient de pression du vent  $C_p$ . Le coefficient de pression a une valeur différente pour chaque orientation relative du vent par rapport à la paroi sur laquelle se situe l'ouverture. Ces coefficients sont très difficiles à déterminer expérimentalement, nous avons choisi d'utiliser les données issues du site [TNO]. La maison doit être décrite dans un fichier texte et à partir de son orientation, des dénivelés du terrain et des obstacles, des valeurs approchées de  $C_p$  sont fournies pour chacune des ouvertures. Les données fournies au logiciel pour le calcul des  $C_p$  correspondent à celles de la maison INCAS située au Bourget du Lac (orientation des façades) excepté au niveau du dénivelé du terrain et des obstacles qui sont ignorés pour simplifier l'étude des résultats (les maisons sont situées dans une



prairie et sont assez éloignées les unes des autres). Les valeurs des  $C_p$  obtenus pour ce cas d'étude sont présentées dans l'Annexe A.bb.

#### 4.1.2. Paramétrage de l'optimisation

Comme expliqué dans le premier chapitre les apports par la ventilation naturelle sont inclus dans le vecteur des sollicitations  $U_g^{n+1}$ . Ils sont ajoutés à ceux de la ventilation forcée, aux puissances de chauffage et aux puissances internes. La ventilation forcée est coupée dès que la ventilation naturelle est utilisée. La ventilation forcée est donc de 0,6 vol/h pendant toute la période d'initialisation qui dure jusqu'au mois de Juillet. Les débits d'infiltration sont en revanche maintenus (0,03 vol/h). Les puissances internes sont toujours celles présentées dans le premier chapitre. Le chauffage n'est pas utilisé, ni la climatisation, et les stores sont ouverts tout le long de la période étudiée.

La météo utilisée est celle comprenant une semaine de très forte chaleur et une semaine plus classique d'été comme dans le cas d'étude utilisant la ventilation forcée comme commande. Des données sur l'orientation du vent et sa vitesse sont utilisées en plus pour permettre les calculs des débits de ventilation naturelle. Ces données sont issues de mesures effectuées dans la région Parisienne durant l'été 2012. Elles ne correspondent donc pas à des valeurs mesurées à Chambéry mais constituent une base pour ce cas d'étude qui pourra être repris ensuite quand des données seront disponibles. La vitesse et l'orientation du vent sont présentées dans les figures suivantes.

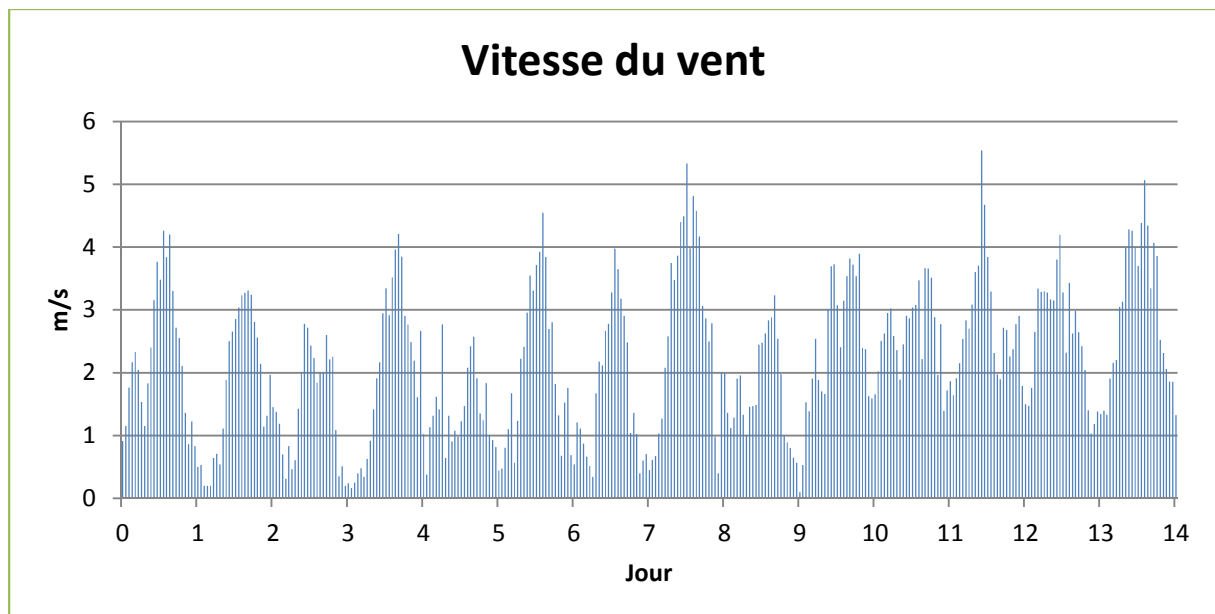


Figure 83 : Vitesse du vent pendant les 14 jours étudiés

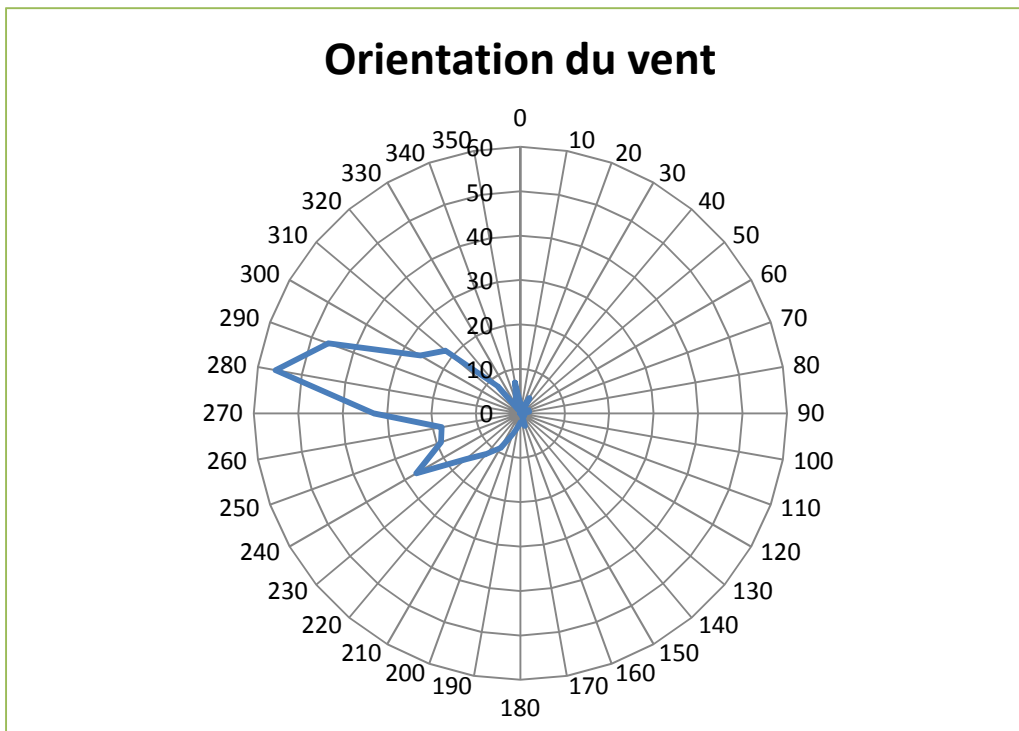


Figure 84 : Orientation du vent pendant les 14 jours étudiés

Le cadre d'utilisation de la programmation est le cas « commande fixe, énergie calculée ». En effet, même s'il est possible de calculer les apports que la ventilation doit fournir pour atteindre une énergie fixée comme dans le cas de la ventilation forcée, il n'est pas possible de calculer le degré d'ouverture des fenêtres pour obtenir ces apports. Dans le modèle aéraulique, il y a une boucle itérative pour résoudre l'équation (2.2.2.e) avec la méthode de Newton-Raphson permettant de calculer les pressions dans les différentes zones du bâtiment. Il n'est pas possible de réaliser le calcul inverse. C'est pourquoi c'est la méthode « commande fixe, énergie calculée » qui est utilisée. Une discrétisation suffisamment fine de la variable d'état devrait tout de même permettre d'obtenir des résultats intéressants. Cinq commandes différentes sont testées à chaque pas de temps pour chaque état parcouru :

- ✓ fenêtres ouvertes à 100%
- ✓ fenêtres ouvertes à 75%
- ✓ fenêtres ouvertes à 50%
- ✓ fenêtres ouvertes à 25%
- ✓ fenêtres fermées

Comme dans le cas de la commande des stores, nous travaillons dans le cadre d'une commande unique, c'est à dire que les quatre fenêtres sont ouvertes de la même façon. La durée d'un pas de temps est de 1 h, les valeurs de *divmin* et *divmax* sont respectivement de 5 et 40, la valeur de *Ne* est de 800 ce qui conduit à un intervalle de discrétisation de l'énergie de 0,25 kWh.

## 4.2. Résultats d'optimisation

La *Figure 85* montre les résultats de l'optimisation avec comme commande l'ouverture des fenêtres. L'optimisation a duré presque 9 min, le temps d'optimisation beaucoup plus long s'explique par les calculs itératifs nécessaires au modèle aéraulique. Comme on peut le voir, une seule nuit est nécessaire pour décroître la température de près de 10 °C dans le bâtiment. Cette nuit-là la température extérieure est proche de 20 °C alors qu'à l'instant initial la température intérieure est proche de 32 °C. Durant cette première nuit les débits de ventilations sont très importants et valent en moyenne 25 vol/h et peuvent même atteindre 60 vol/h, soit un volume par minute. En pratique il vaut mieux éviter les effets de courant d'air et donc les débits supérieurs à 20 vol/h. Étant donné le peu de commandes disponibles (5) et la différence de température très importante entre la température intérieure et extérieure, la moindre commande de ventilation naturelle refroidit fortement le bâtiment. C'est pourquoi à la fin de la nuit, pendant deux pas de temps, l'ouverture des fenêtres est également utilisée pour réchauffer le bâtiment plus rapidement pour revenir près de la température de référence, quitte à provoquer des surchauffes par la suite. On voit peut être ici la limite du modèle aéraulique pour un cas où les différences de température sont très importantes entre l'extérieur et l'intérieur avec environ 12 °C d'écart au début de la nuit. Pendant les premières nuits de la semaine la chaleur stockée dans le bâtiment est rapidement évacuée permettant d'utiliser moins intensément la commande des fenêtres à la fin de la semaine quand les chaleurs sont les plus fortes. La différence moyenne absolue entre la température intérieure et la température de confort sur cette semaine est de 1,45 °C contre 3 °C d'écart quand seule la ventilation forcée est utilisée. En supposant que le confort thermique est maintenu si la température est comprise dans un intervalle de 2 °C autour de la température de confort, seule la commande des fenêtres permet de maintenir le confort dans le bâtiment en moyenne sur la semaine. Par contre, le confort thermique n'est pas respecté toutes les heures de cette semaine, la température étant parfois au delà de la limite des 2 °C. Il arrive même pendant les premiers jours que la température intérieure soit trop fraîche. Le confort thermique n'est alors plus respecté au sens de la définition que nous avons présentée dans le premier chapitre de cette thèse. Mais tous les occupants ne seraient sans doute pas contre une température légèrement trop fraîche en été en période de forte chaleur, surtout avec des possibilités d'adaptation faciles et rapides en général. Sur la première semaine la commande de l'ouverture des fenêtres a permis de largement diminuer la température intérieure malgré le niveau énergétique initiale élevé du bâtiment et la très forte chaleur extérieure.

Pendant la deuxième semaine, les débits de ventilation naturelle sont beaucoup moins importants (moins de 20 vol/h) et permettent un contrôle beaucoup plus fin de la température intérieure qui est très proche de la température de confort. L'écart moyen absolu entre la température intérieure et la température de confort est de 0,25 °C pendant la seconde semaine contre 0,35 °C dans le cas du seul contrôle de la ventilation forcée.

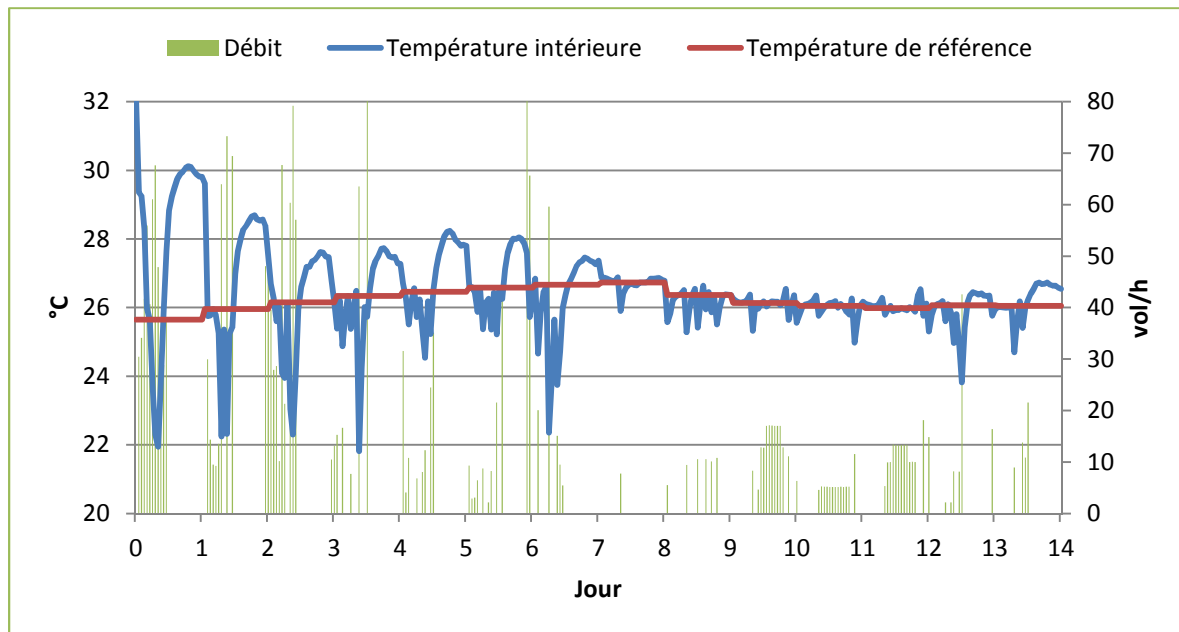
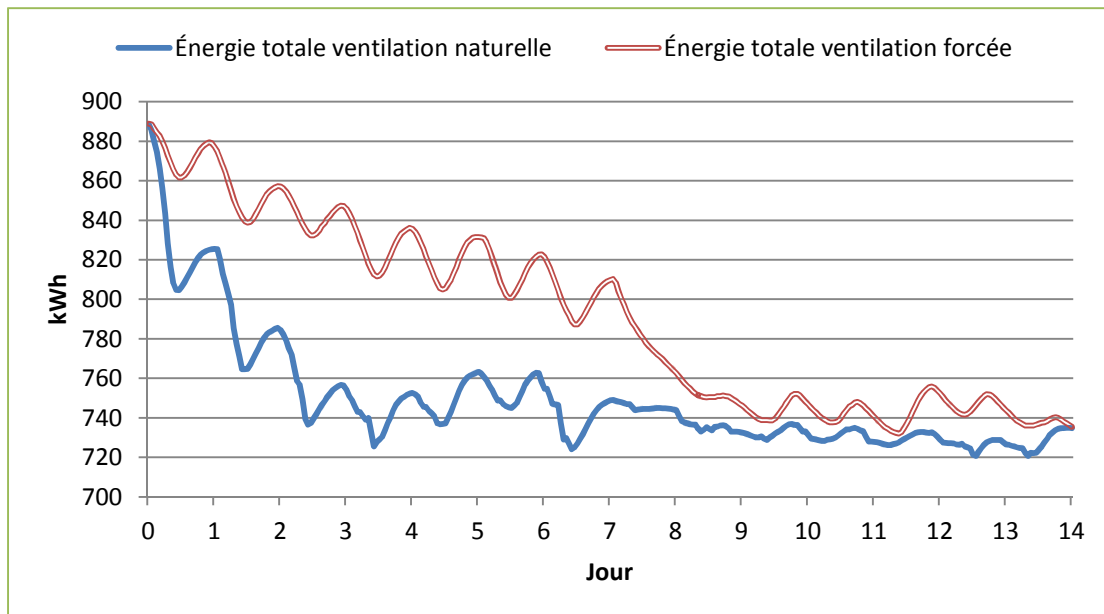


Figure 85 : Température intérieure et débit de ventilation lors des deux semaines étudiées

Les débits atteints par la commande des fenêtres sont beaucoup plus importants que ceux atteints par la ventilation forcée. Une illustration possible de cette différence est l'évolution de la variable d'état dans ces deux cas d'étude (Figure 86). L'énergie diminue très fortement les trois premiers jours lors de la commande des fenêtres pour atteindre un intervalle [720 kWh, 750 kWh] dans lequel elle évolue quasiment tout le temps pendant le reste de la période étudiée. Il faut donc trois jours pour évacuer tout le stock énergétique initial malgré les très fortes chaleurs de cette période. Il faut 8 jours pour que la commande de la ventilation forcée permette à l'énergie d'arriver dans le même intervalle, grâce à la forte chute de la température extérieure la deuxième semaine. Sans ce changement dans la météorologie, il faudrait sûrement entre 11 jours et 12 jours pour arriver au même intervalle énergétique. La commande de la ventilation naturelle est donc très efficace pour rafraîchir un bâtiment en période de très forte chaleur. Sur la deuxième semaine où les conditions météorologiques sont plus clémentes, les deux commandes conduisent à des résultats très proches, cela se voit à la fois sur la température intérieure mais aussi sur l'énergie totale stockée dans le bâtiment. Avec un niveau énergétique initial moins élevé, la commande de la seule ventilation forcée pourrait maintenir le confort dans le bâtiment mais pas de façon aussi efficace qu'en utilisant de la ventilation naturelle.

Il est donc possible de maintenir le confort thermique dans ce type de bâtiment, même avec une très forte énergie initiale et des conditions météorologiques défavorables. Ces régulations sont efficaces car la température extérieure baisse fortement la nuit permettant une sur-ventilation nocturne intéressante. Sans cela, il faut faire appel à un système de refroidissement actif comme la climatisation par exemple.



**Figure 86 : Énergie dans le bâtiment pour le cas de la commande de la ventilation forcée et celui de la ventilation naturelle**

Le nombre d'heures d'inconfort dans le bâtiment pendant les deux semaines étudiées est présenté dans la figure suivante. Une heure d'inconfort correspond à une heure où la température intérieure n'est pas dans l'intervalle  $[T_{ref} - 2 \text{ °C}, T_{ref} + 2 \text{ °C}]$ . La ventilation naturelle est très efficace pour améliorer le confort thermique dans le bâtiment, mais si on prend en compte dans le confort thermique une notion de variation maximum de la température intérieure de  $2,2 \text{ °C}$  par heure, alors le confort thermique n'est plus respecté. Une chute de température de  $10 \text{ °C}$  en une nuit peut être un problème pour le confort thermique, notamment pendant une période où les possibilités d'adaptation sont faibles. Les débits de ventilation très élevés peuvent également poser un problème de confort. Cette limite vient du fait que nous ne prenons en compte que le confort thermique. De la même façon, pour la commande des stores, fermer ceux-ci constamment pendant toute une semaine peut poser des problèmes importants de confort visuel.

Même si la commande des ouvertures permet d'obtenir de meilleurs résultats que la commande de la ventilation forcée, il y a certaines limites à considérer, notamment le recours à des données supplémentaires à mesurer ou à prévoir comme la vitesse et la direction du vent. La ventilation naturelle est encore plus dépendante de la précision des prévisions météorologiques locales pour refroidir un bâtiment. Elle dépend également de l'occupation car pour l'instant, dans le modèle monozone considéré, toutes les portes intérieures sont supposées ouvertes et permettent un transfert parfait de l'air dans le bâtiment. Des prévisions précises de l'occupation et des actions sur les fenêtres et les portes sont alors également importantes pour pouvoir fiabiliser les résultats issus de la commande de la ventilation naturelle. Les ouvertures des fenêtres dépendent aussi d'autres paramètres comme la pluie, le bruit ou la sûreté du voisinage proche. En conclusion, la

commande des fenêtres permet d'avoir des résultats plus intéressants pour le refroidissement du bâtiment mais ceux-ci sont plus aléatoires.

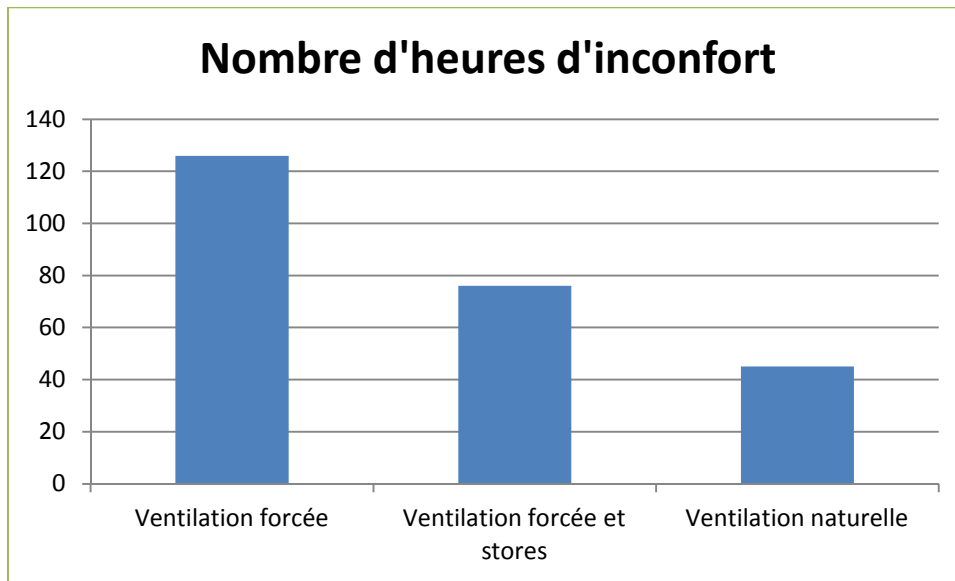


Figure 87 : Nombre d'heure d'inconfort dans bâtiment suivant le type de commande choisi

Même si le modèle de ventilation naturelle peut encore être amélioré et fiabilisé, cette partie a permis de montrer les avantages de la ventilation naturelle pour refroidir une maison dans des conditions météorologiques très défavorables. Nous continuons maintenant d'utiliser cet exemple pour s'intéresser aux modèles thermiques multizones dans le cadre de la ventilation naturelle.

### 4.3. Optimisation bizona

Le cadre d'étude est identique au cas bizona du chapitre précédent. Nous rappelons ici les principales données concernant le modèle thermique du bâtiment. La première zone thermique comprend toutes les pièces du rez-de-chaussée, la deuxième zone comprend toutes les pièces situées à l'étage. Les deux zones font environ  $48 \text{ m}^2$  pour  $120 \text{ m}^3$ . Elles sont toujours ventilées avec un scénario de  $0,6 \text{ vol/h}$  sauf quand la ventilation naturelle est utilisée, la VMC est alors coupée. Il n'y a pas de ventilation interne entre zones. Par rapport au cas d'étude monozone, les occupants sont répartis dans les deux zones suivant les périodes de la journée et, le scénario des puissances dissipées est inchangé, il est affecté dans la première zone thermique, les puissances dissipées à l'étage dans les chambres sont négligées. Dans le modèle thermique bizona, le plancher intermédiaire est léger (4 cm de bois). Le bâtiment a des besoins de chauffage annuels de  $14 \text{ kWh/m}^2$  en moyenne, avec  $18 \text{ kWh/m}^2$  pour la zone située au rez-de-chaussée et  $10 \text{ kWh/m}^2$  pour la zone située à l'étage.

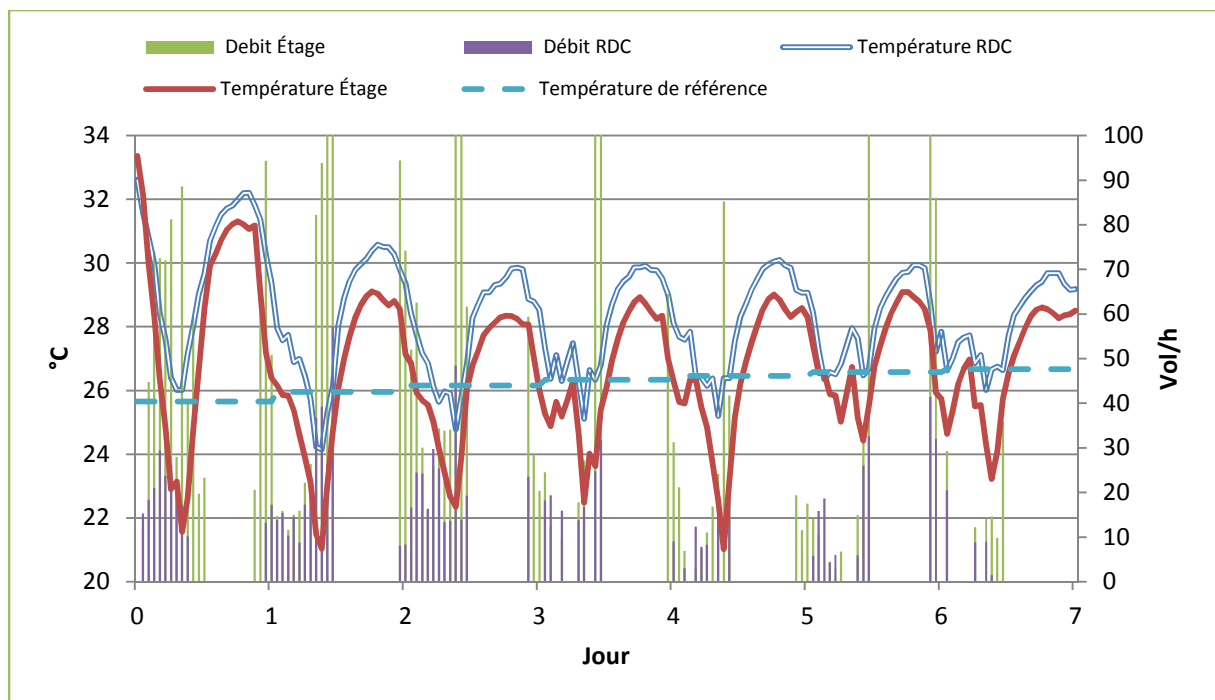
La première semaine de forte chaleur des conditions météorologiques de la partie précédente sont réutilisées, avec donc une orientation du vent venant majoritairement de l'ouest.

Les mêmes ouvertures que précédemment sont utilisées, il y a donc une ouverture dans la zone rez-de-chaussée et trois à l'étage. Une ouverture supplémentaire est ajoutée, représentant une porte ouverte de 2,25 m<sup>2</sup> entre les deux étages à 2 m du sol.

Une optimisation est menée avec un pas de temps de 1 h, un nombre de discrétisation de la variable d'état  $N_e$  de 150 et des valeurs de  $divmin$  et  $divmax$  respectivement de 2 et 30. Dans ces conditions, les intervalles de discrétisation de la variable d'état des zones rez-de-chaussée (RDC) et Étage valent respectivement 1,67 kWh et 0,87 kWh. Dans ce cas d'étude, c'est une fonction objectif avec un seul critère qui est utilisé, celui-ci étant la minimisation de la somme des différences entre la température de chaque zone et la température de référence :

$$v(E_t, E_{t+1}) = \text{abs}(T_{\text{int\_zone1}}^{t+1} - T_{\text{ref}}^{t+1}) + \text{abs}(T_{\text{int\_zone2}}^{t+1} - T_{\text{ref}}^{t+1}) \quad \text{IV.4.2}$$

L'optimisation a duré 3 h 30 min environ, les résultats sont présentés dans la *Figure 88*.

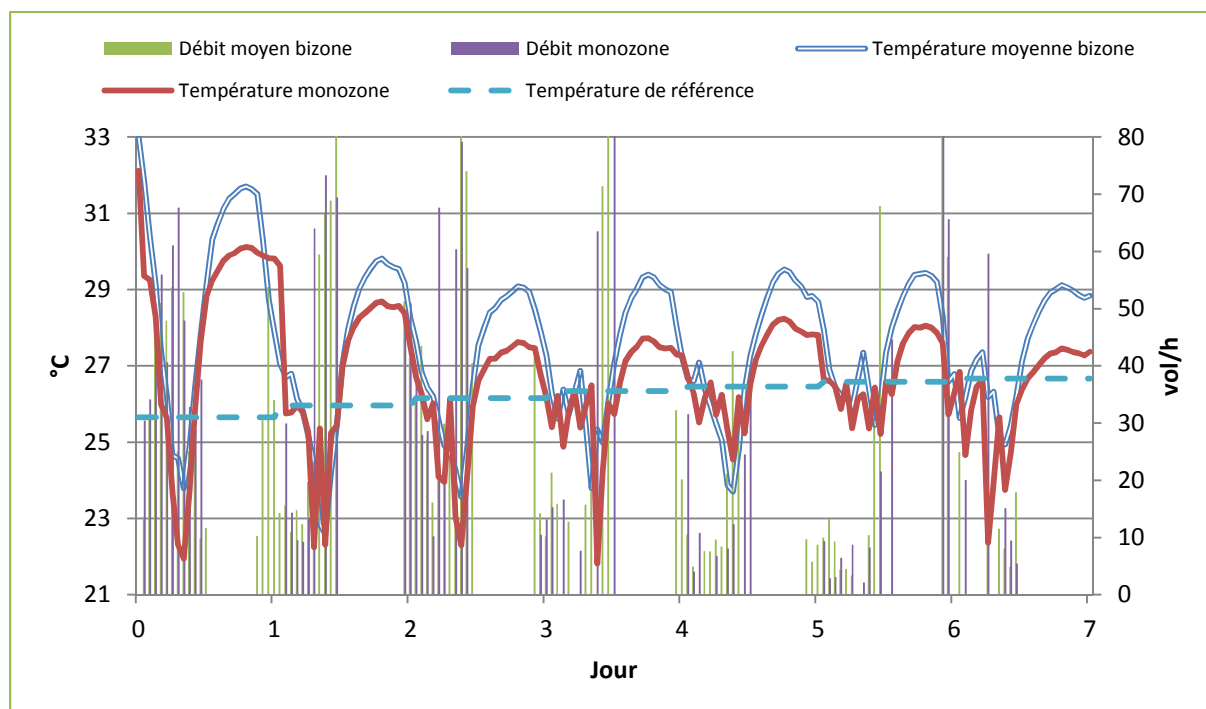


**Figure 88 : Résultats d'optimisation pour la commande de la ventilation naturelle pour un modèle thermique bizonne**

A l'instant initial, la température intérieure à l'étage est plus élevée que celle du rez-de-chaussée. Par contre, pendant tout le reste de la semaine étudiée, c'est l'inverse qui se produit. A première vue, il peut sembler étrange que la température du rez-de-chaussée soit supérieure à celle de l'étage, mais il ne faut pas oublier qu'il y a trois fenêtres ouvertes à l'étage contre une seule au rez-de-chaussée. Les possibilités de refroidissement sont donc plus importantes à l'étage car des flux d'air internes à cette zone permettent d'atteindre des débits de ventilation plus élevés. Dans le modèle aéraulique, le modèle de connexion aéraulique est mono-flux, ainsi le seul débit de ventilation possible au rez-de-chaussée est un échange entre l'extérieur (depuis la fenêtre) et l'étage

(depuis la porte) passant par le rez-de-chaussée. Les débits de ventilation dans chaque zone dépend du débit dans la zone adjacente, il n'est donc pas possible de maintenir la température dans chaque zone proche de la température de référence. La température dans chaque zone dépendant donc de la température de la zone adjacente, la minimisation des écarts entre la température intérieure et la température de référence entraîne une meilleure régulation de la température à l'étage qu'au rez-de-chaussée. Il faudrait ajouter une pondération en faveur du rez-de-chaussée dans la fonction valeur IV.4.2 pour inverser ce phénomène ou effectuer une optimisation avec deux critères séparés dans la fonction coût et utiliser un front de Pareto.

Sur la *Figure 89* sont comparés les températures intérieures et les débits de ventilation pour les optimisations sur les modèles thermiques monozone et bizona. Pour pouvoir comparer plus facilement les résultats, nous avons pris en compte la moyenne des températures et des débits dans le cas d'étude bizona.



**Figure 89 : Comparaison des résultats d'optimisation pour la commande de la ventilation naturelle pour des modèles thermiques monozone et bizona**

La température intérieure est plus élevée dans le bâtiment dans le cas bizona que dans le cas monozone. Dans le premier cas il y a en moyenne sur la semaine environ 2 °C d'écart entre la température intérieure et la température de référence contre 1,5 °C d'écart dans le cas monozone. Cette différence peut avoir deux origines. Déjà les conditions d'optimisation ne sont pas identiques, dans le cas monozone le nombre de discrétisation est beaucoup plus élevé ( $N_e = 800$ ) que dans le cas bizona ( $N_e = 150$  par zone). L'optimisation dans le cas monozone permet donc de mieux différencier les régulations entre-elles et donc un plus grand nombre de régulations sont comparées. Mais la principale différence vient du modèle aéralique : dans le cas bizona il y a une ouverture



supplémentaire (la porte entre les deux zones) qui limite les débits de ventilation entre zone. C'est notamment la température plus élevée dans la zone RDC qui engendre des résultats moins bons en terme de confort thermique. Même si les résultats sont moins bons sur le critère de confort thermique, ils sont probablement plus réalistes dans le cadre d'étude bizona que monozone.

Cette étude a été menée avec un modèle thermique bizona d'une des maisons INCAS situées à Chambéry, dans la prochaine partie nous nous intéressons à une expérience réalisée sur site de gestion énergétique d'une maison par la ventilation naturelle.

## 5. COMPARAISON AVEC UNE EXPÉRIENCE SUR SITE

Une expérimentation a été menée dans la maison « Air et Lumière » construite par l'entreprise Vélux. Cette maison à énergie positive a été conçue pour valoriser la lumière et la ventilation naturelle. Nous avons eu accès à cette maison pendant l'été 2012. Cette partie propose de comparer les résultats des mesures effectuées sur la maison « Air et Lumière » où une régulation simplifiée a été mise en œuvre, à ceux issus de l'optimisation par la programmation dynamique.

### 5.1. Description de la maison étudiée

La maison étudiée est située en Ile de France à Verrières-le-Buisson, sa surface de 130 m<sup>2</sup> est répartie sur deux niveaux. Elle est formée de trois blocs différents juxtaposés les uns aux autres, ces modules peuvent être adaptés sur d'autres sites pour d'autres maisons. La *Figure 90* présente la maison, elle est à isolation extérieure avec 30 cm de laine de verre dans la murs, 23 cm de polystyrène dans le plancher bas et 42 cm de laine de verre dans le toit. La maison est à ossature bois, les deux dalles de béton au rez-de-chaussée et au premier étage fournissent de la masse thermique au bâtiment. Le ratio surface des fenêtres / surface au sol est presque d'un tiers. Toutes les fenêtres sont équipées de protection solaires dynamiques et le fonctionnement de tous les systèmes du bâtiment (chauffage, ventilation, protections solaire, ouverture des fenêtres, éclairage, etc.) est automatique. Suivant la saison et les conditions climatiques, la ventilation est assurée par un système hybride comprenant la ventilation mécanique double-flux pour l'hiver et la ventilation naturelle pour l'été. Dans les zones sans ouvertures sur l'extérieur comme la salle de bain et les toilettes, la ventilation mécanique est également utilisée en été. Les plans du rez-de-chaussée et de l'étage de la maison sont présentés dans l'*Annexe A.c.c.*

Les besoins de chauffage et d'eau chaude sont fournis par une pompe à chaleur connectée aux panneaux solaires thermiques situés sur la toiture et au système de chauffage basse température du plancher chauffant. Des panneaux solaires photovoltaïques sont également présents en toiture pour compenser la consommation électrique de la maison, notamment celle issue de l'éclairage à basse consommation. D'après les résultats de la simulation thermique dynamique (logiciel COMFIE),

les besoins de chauffage annuels sont de 14,5 kWh/m<sup>2</sup> pour une année climatique type et les besoins d'énergie primaire sont de 36 kWh/m<sup>2</sup> (ECS, éclairage, auxiliaires). La production d'énergie primaire annuelle issue des panneaux photovoltaïques et thermiques de la maison est au total de 69 kWh/m<sup>2</sup>, c'est donc une maison à énergie positive.



Figure 90 : Photographie de la maison Air et Lumière

## 5.2. Modèle thermique et aéraulique du bâtiment

Deux modèles thermiques dynamiques de bâtiment sont utilisés dans ce cas d'étude. Pour la première partie correspondant à la comparaison des résultats du modèle aéraulique à des mesures, c'est un modèle thermique comprenant 5 zones qui est utilisé. Pour la comparaison des résultats d'optimisation aux mesures sur site, c'est un modèle thermique monozone qui est utilisé (Figure 91). Dans les deux cas, le bâtiment n'est pas occupé pendant la période où les mesures ont été effectuées, il n'y a donc pas de scénario d'occupation. Pour l'ensemble de la maison, les apports internes ont été évalués à 400 W soit 3500 kWh par an.



Figure 91 : Représentation avec Alcyone du modèle thermique de la maison Air et Lumière

Au niveau de la modélisation aéraulique, 14 ouvertures ont été prises en compte. Ce sont soit des fenêtres de toit, soit des soufflets situés au dessus des portes fenêtres, ou des fenêtres battantes pouvant s’ouvrir par le haut. Nous choisissons une valeur de 0,65 pour  $n$  et le coefficient  $C$  est calculé selon l’équation IV.4.1 pour les fenêtres battantes et les soufflets. Nous obtenons ainsi les valeurs suivantes pour les fenêtres verticales, l’élévation de chaque fenêtre étant comptée par rapport au plancher bas de la maison :

Pièce	Orientation de la façade	Hauteur de l'ouverture (m)	C	n
Salon	Sud	2	0,32	0,65
Chambre 1	Sud	2	0,23	0,65
Cuisine	Nord	1,5	0,16	0,65
Entrée	Nord	3	0,28	0,65
Entrée	Nord	4	0,12	0,65
Salon	Ouest	2	0,25	0,65
Chambre 3	Ouest	5	0,10	0,65

Tableau 19 : Valeurs des coefficients caractérisant l’écoulement pour les fenêtres verticales de la maison Air et Lumière

Les fenêtres de toit ne correspondant pas à une configuration classique pour laquelle des données sont disponibles, un banc d’essai a été monté pour mesurer les coefficients  $C$  et  $n$  caractérisant l’écoulement. Un ventilateur est utilisé pour créer une différence de pression dans le banc d’essai séparé en deux compartiments reliés par la fenêtre de toit. Le dimensionnement et la

construction de la partie servant à créer la différence de pression dans la cellule test a été réalisé par Michael Cohen. Sur la figure ci-dessous sont notamment montrés le ventilateur permettant de créer la différence de pression dans la cellule test et les tubes de Pitot permettant de mesurer le débit d'air soufflé dans la cellule.

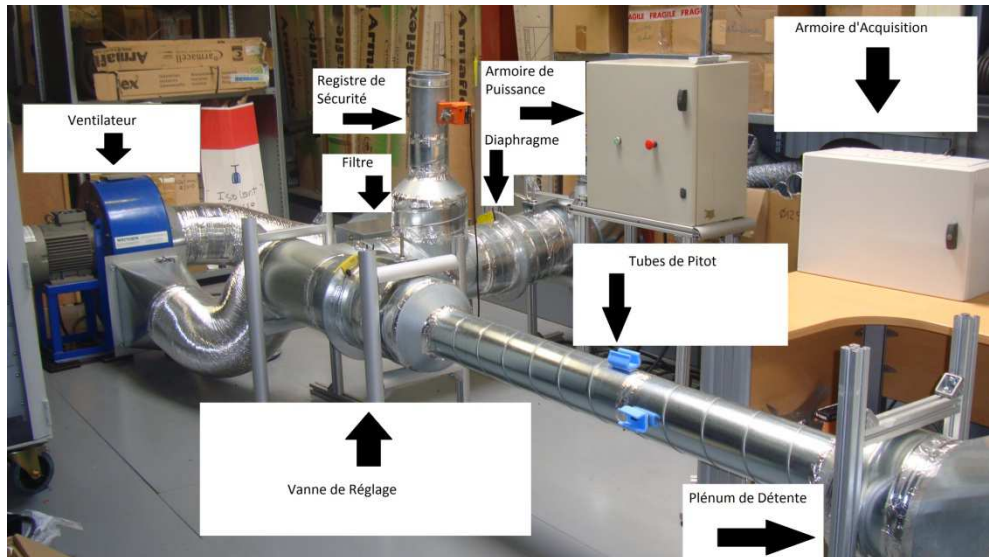


Figure 92 : Photo montrant la partie du banc d'essai permettant de créer la différence de pression



Figure 93 : Cellule test

La cellule test, divisée en deux compartiments reliés par la fenêtre de toit, est montrée dans la *Figure 93*. Son dimensionnement a été effectué par Michael Cohen et j'ai fait partie des nombreuses personnes ayant participé à son montage.



Figure 94 : Fenêtre reliant les deux compartiments de la cellule test

La différence de pression entre les deux compartiments est mesurée pour différents débits d'air insufflés. Dans un premier temps la fenêtre est fermée, cela permet de mesurer les débits de fuite dans toute la cellule test, les fuites potentielles à travers la fenêtrés sont négligées. En faisant varier la différence de pression entre l'intérieur et l'extérieur de la cellule jusqu'à 10%, les débits de fuite atteignent au maximum 50 m<sup>3</sup>/h, une valeur faible comparée à celles enregistrées à travers la fenêtre quand celle-ci est ouverte (environ 10%). Les instruments de mesure n'ont pas été dimensionnés pour mesurer une valeur aussi faible de débit. Les phénomènes mesurés ne suivent aucune loi physique à cause du manque de précision des instruments de mesure dans ce cas comprenant des débits très faibles. Pour pouvoir tout de même prendre en compte ces débits de fuite, nous supposons qu'ils suivent une loi de la forme suivante :

$$\text{débit}_{\text{fuite}} = C_{df} \Delta P^n \quad \text{IV.5.1}$$

Le débit maximum mesuré est de 53 m<sup>3</sup>/h, la différence de pression maximum est de 11 Pa. On suppose qu'il n'y a aucun débit pour une différence de pression de 0 Pa et que le coefficient  $n$  vaut une valeur standard de 0,6. Le coefficient  $C_{df}$  du débit de fuite vaut alors :

$$C_{df} = \frac{53}{(3600 * 11^{0.6})} = 3.5 * 10^{-3} \quad \text{IV.5.2}$$

Il est maintenant possible de reconstituer la loi en utilisant l'équation IV.5.1 :

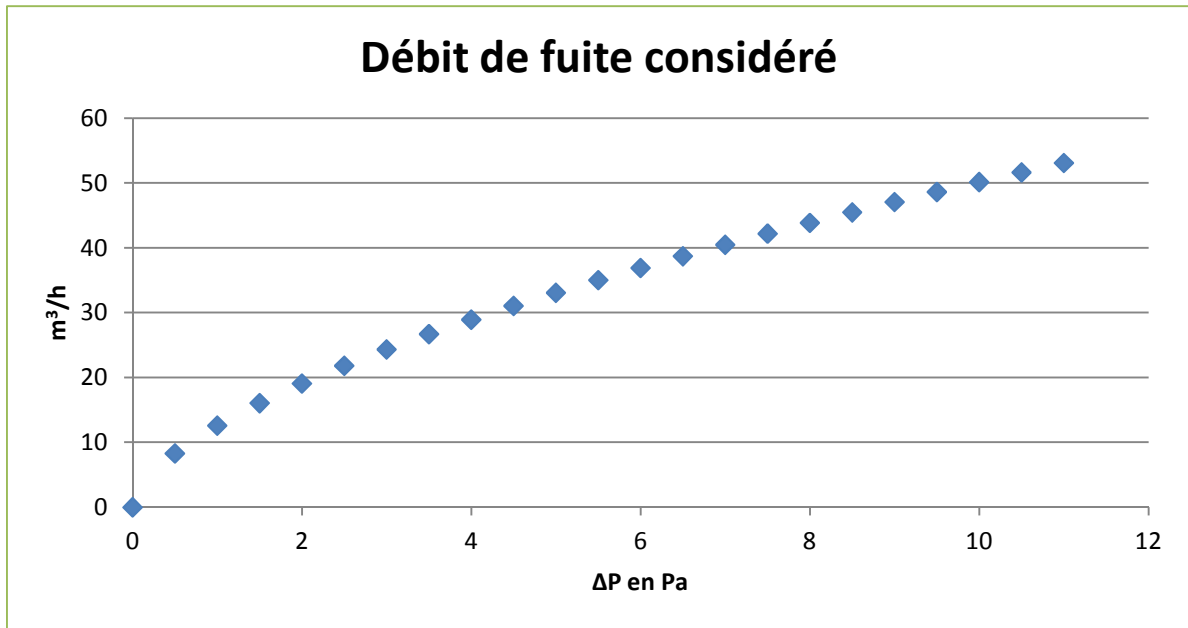


Figure 95 : Débits de fuites considérés dans la suite de ce manuscrit

Maintenant que les débits de fuite sont modélisés, il est possible d'évaluer les débits de ventilation à travers la fenêtre ouverte suivant son niveau d'ouverture par rapport à l'angle maximum d'ouverture (30°) : 50%, 60%, 70%, 80%, 90% et 100%. Les Figure 96 et Figure 97 présentent les débits de ventilation en fonction de la différence de pression de chaque côté de la fenêtre pour des ouvertures de 50% et 100%, soit des angles d'ouverture respectivement de 8° et 30° pour des sections d'ouverture respectivement de 0,07 m<sup>2</sup> et 0,24 m<sup>2</sup>.

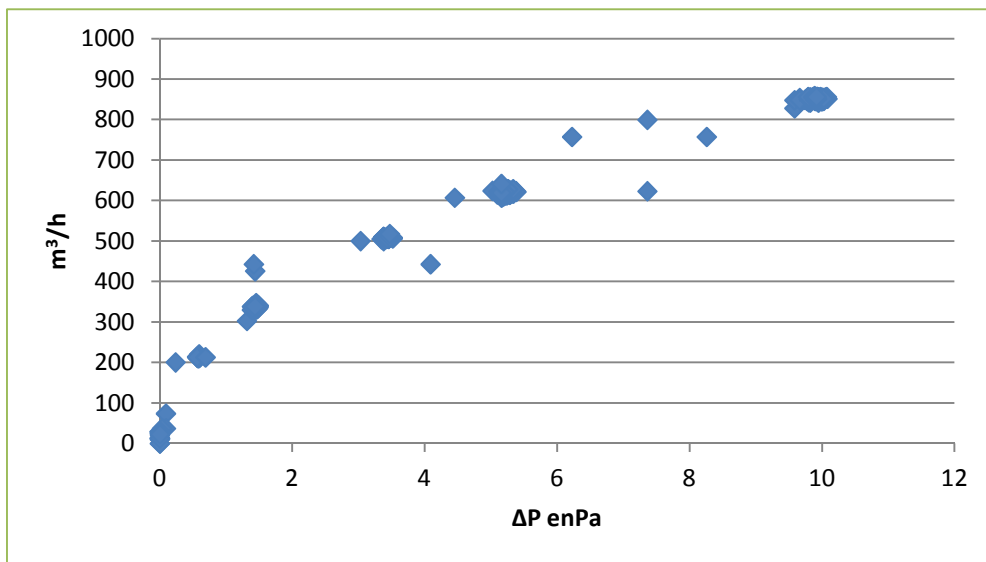


Figure 96 : Débit de ventilation avec une ouverture de la fenêtre de 50%

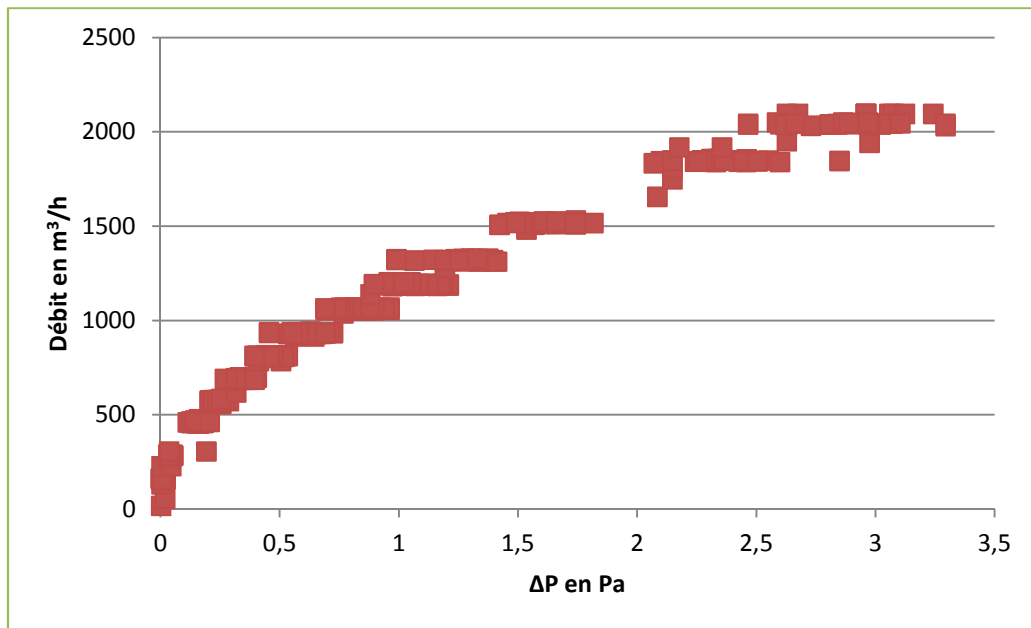


Figure 97: Débit de ventilation avec une ouverture de la fenêtre de 100%

Une transformation logarithmique est appliquée à la fois aux données mesurées et présentées dans les figures ci-dessus à l'équation qui représente le phénomène étudié, on obtient :

$$\ln(\text{Débit}) = \ln(C) + n \ln(\Delta P) \quad \text{IV.5.3}$$

Les figures précédentes deviennent :

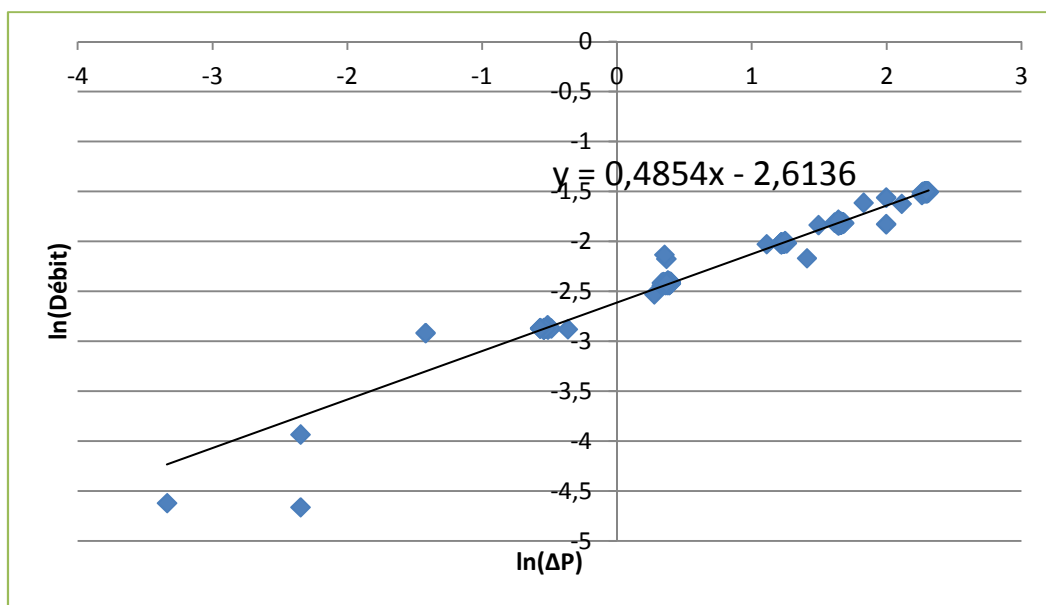


Figure 98 : Logarithme des valeurs de débit mesurées pour une ouverture de 50%

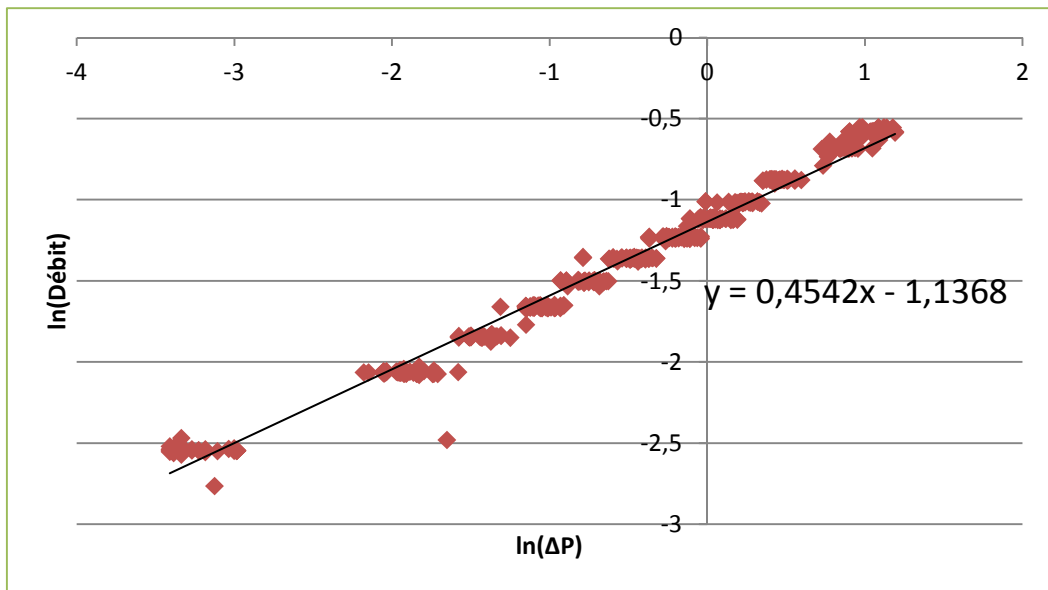


Figure 99 : Logarithme des valeurs de débit mesurées pour une ouverture de 100%

Il est possible de trouver les valeurs des coefficients  $n$  et  $C$ , par exemple pour une ouverture de 50 % de la fenêtre le coefficient  $n$  vaut 0,49 ce qui est caractéristique d'un écoulement turbulent. La valeur de  $\ln(C)$  est de 2,6 soit un  $C$  de 0,074. Pour une ouverture de 50% de la fenêtre la surface d'ouverture est de 0,07 m<sup>2</sup>, la valeur du coefficient de décharge  $Cd$  de 0,75 environ ( $C = C_d * S * (\rho/2)^{0,5}$ ) ce qui est proche des valeurs standards. Le même travail est effectué pour toutes les ouvertures de fenêtres citées précédemment, les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

Ouverture fenêtre %	n	C
50	0.49	0.074
60	0.46	0.12
70	0.45	0.17
80	0.48	0.22
90	0.45	0.27
100	0.45	0.32

Tableau 20 : Valeurs de  $C$  et  $n$  de la fenêtre de toit en fonction de du pourcentage d'ouverture de celle-ci

Ce sont ces valeurs de  $C$  et  $n$  qui sont utilisées ensuite dans le modèle aéraulique du bâtiment. Sept fenêtres de toit sont utilisées en plus des sept fenêtres verticales présentées précédemment, elles sont répertoriées dans le tableau suivant :



Pièce	Orientation de la façade	Élévation de l'ouverture	C	n
Salon	Sud	6,5	0,59	0,5
Salon	Sud	7	0,59	0,5
Chambre 2	Sud	5	0,37	0,5
Couloir	Nord	5	0,37	0,5
Couloir	Nord	6	0,37	0,5
Chambre 3	Nord	5	0,70	0,5
Salle de bain	Nord	5	0,35	0,5

Tableau 21 : Valeurs des coefficients caractérisant l'écoulement pour les fenêtres de toit de la maison Air et Lumière

### 5.3. Résultats du modèle aéraulique

Maxime Trocmé [TROC 09] a effectué une première validation du modèle aéraulique dans son travail de thèse. Nous nous proposons ici de vérifier que dans le cas d'étude de la maison Air et Lumière le modèle aéraulique permet de reproduire les évolutions de température mesurées dans la maison. Ceci permettra ensuite de comparer la régulation mise en place dans la maison Air et Lumière et une régulation obtenue par optimisation par la programmation dynamique.

Dans un premier temps, la maison Air et Lumière est modélisée avec cinq zones thermiques dans le but de valider le modèle aéraulique :

- ✓ La chambre au rez-de-chaussée comprenant également les toilettes et la salle du bain pour un total de 19 m<sup>2</sup>
- ✓ La chambre à l'étage orientée au sud faisant 14 m<sup>2</sup>
- ✓ La chambre à l'étage orientée au nord faisant 12 m<sup>2</sup>
- ✓ La salle de bain à l'étage orientée au nord faisant 8 m<sup>2</sup>
- ✓ La zone thermique salon+ mezzanine comprenant tout le reste pour un total de 99 m<sup>2</sup>

Les caractéristiques des ouvertures sont celles qui ont été présentées dans la partie précédente (5.2). Les mesures dans la maison Air et Lumière ont d'abord été effectuées pendant trois périodes, chacune permettant de comparer les mesures avec les résultats de la simulation aéraulique dans une configuration différente :

- ✓ du 23 Juillet au 25 Juillet : portes ouvertes, fenêtres fermées
- ✓ du 27 Juillet au 2 Août : portes et fenêtres ouvertes
- ✓ du 3 Août au 6 Août : portes fermées, fenêtres ouvertes

Les conditions climatiques ont été relevées pendant ces trois périodes par l'instrumentation de la maison Air et Lumière, elles sont présentées dans la *Figure 100*. Les données climatiques ont été mesurées à partir du 1<sup>er</sup> Juillet, elles ont permis l'initialisation pour la simulation thermique.

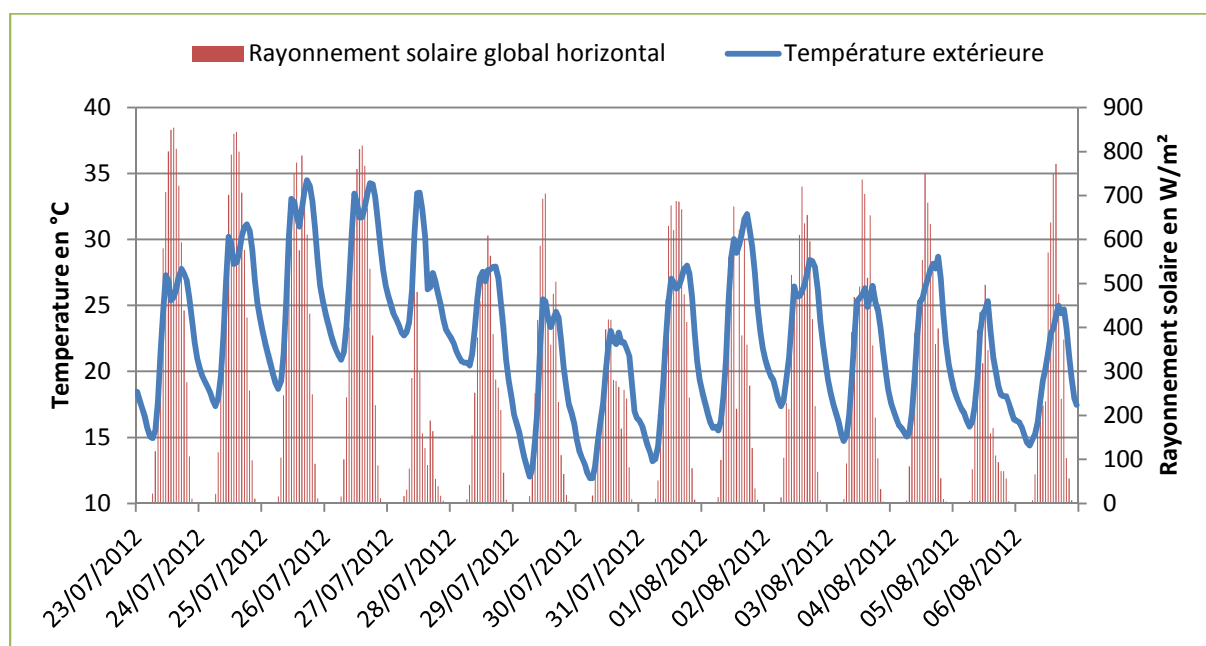
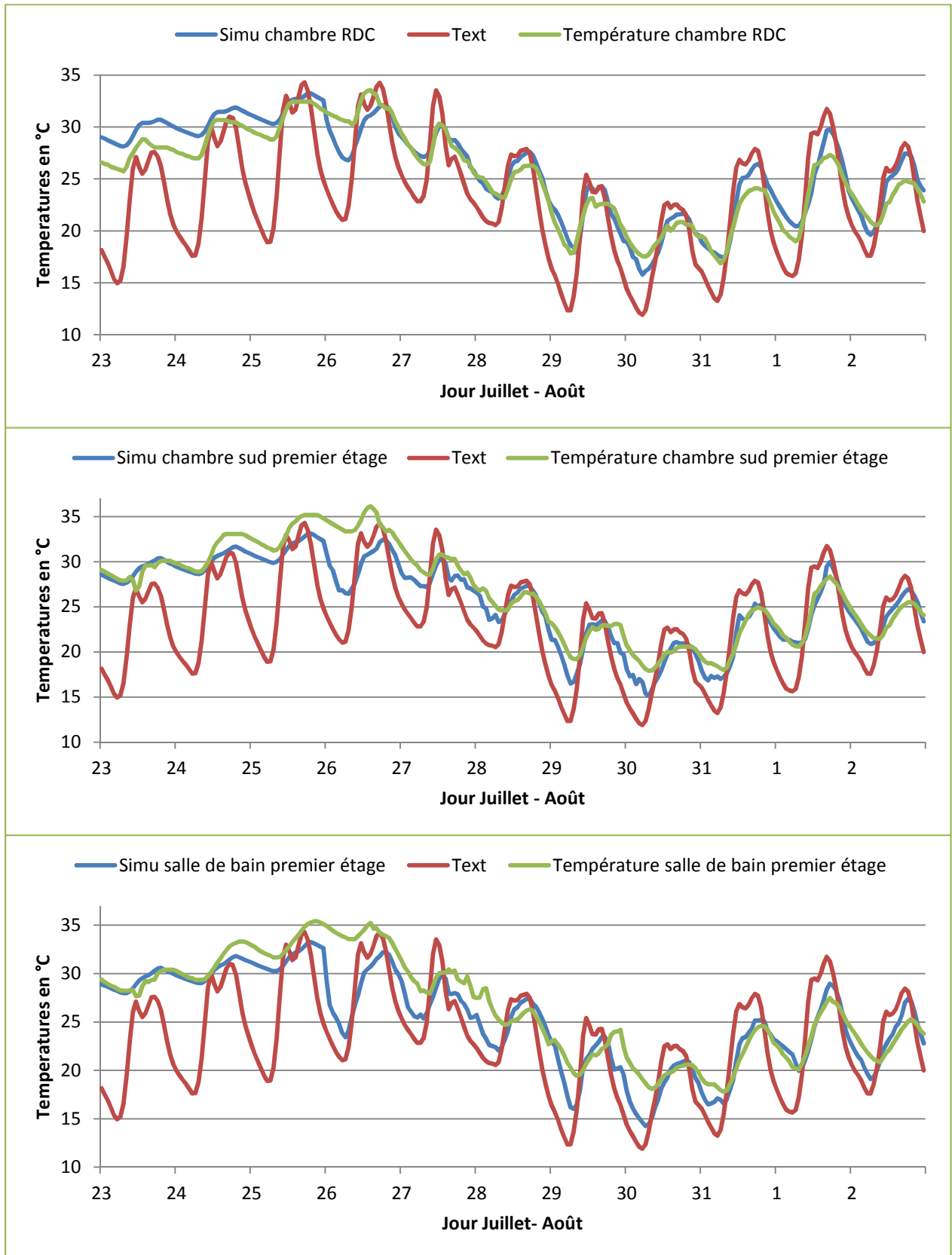


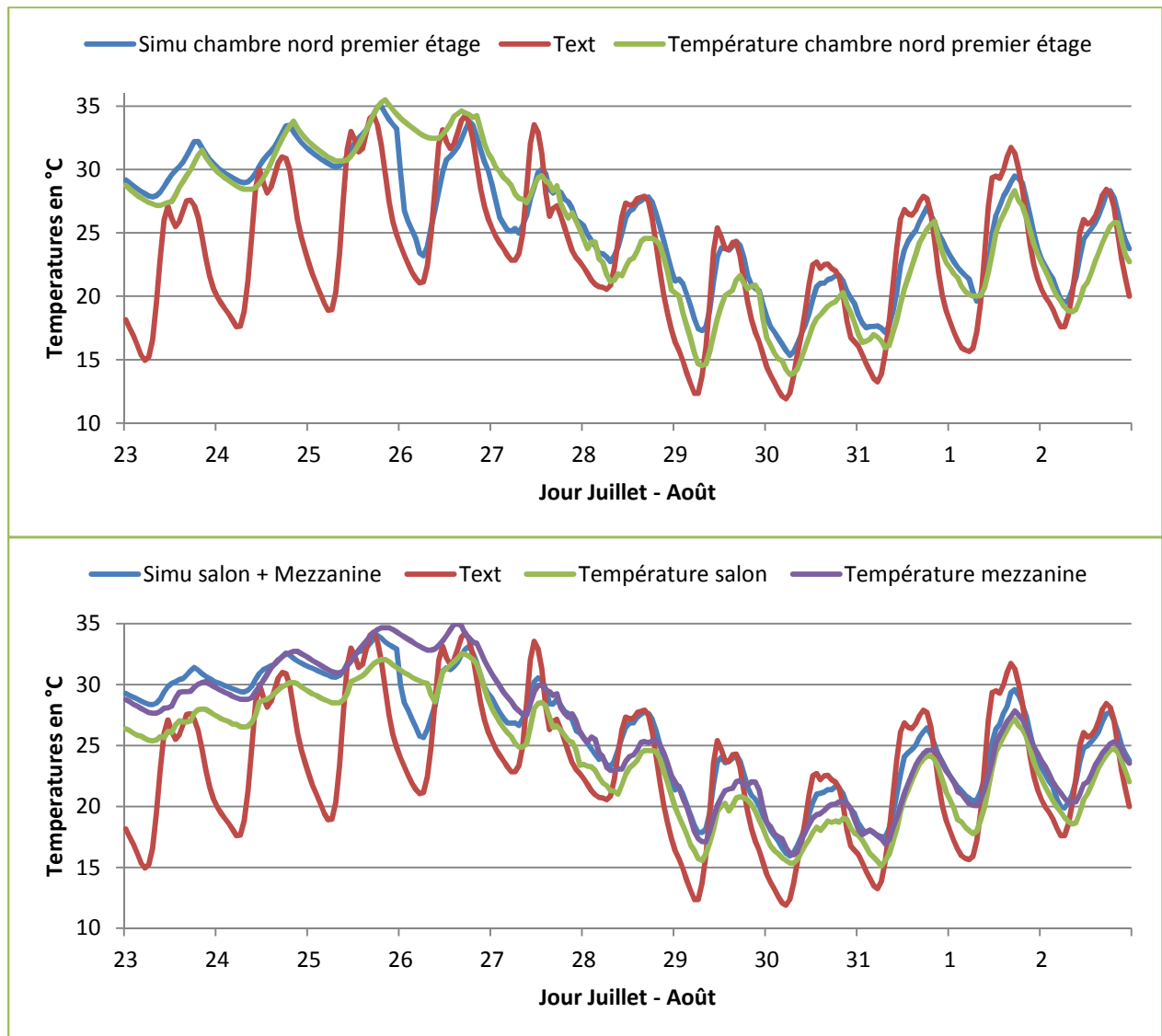
Figure 100 : Conditions climatiques à la maison Air et Lumière , fin Juillet - début Août

Les cinq parties de la *Figure 101* présentent les deux premières périodes pour les cinq zones thermiques présentées précédemment. Le 26 Juillet les fenêtres sont ouvertes à minuit pour la simulation et pendant la matinée dans la maison, les résultats sont donc différents pendant ce jour de transition. Pour chaque figure, la températures mesurée et celle issue de la simulation sont représentées ainsi que la température extérieure. La zone thermique salon + mezzanine étant située sur les deux étages de la maison, nous avons choisi de comparer les résultats de la simulation avec deux températures : celle du salon au rez-de-chaussée et celle de la mezzanine à l'étage.

Pendant la première période où les portes de la maison sont ouvertes et les fenêtres sont fermées, les températures issues de la simulation suivent les mêmes tendances que celles mesurées dans la maison mais avec de 0,5 °C à 2 °C de différence. L'ouverture des fenêtres ne s'effectue pas au même moment pendant le 26<sup>ième</sup> jour, les températures issues de la simulation décroissent plus que celles mesurées car l'ouverture se fait plus tôt dans la journée.

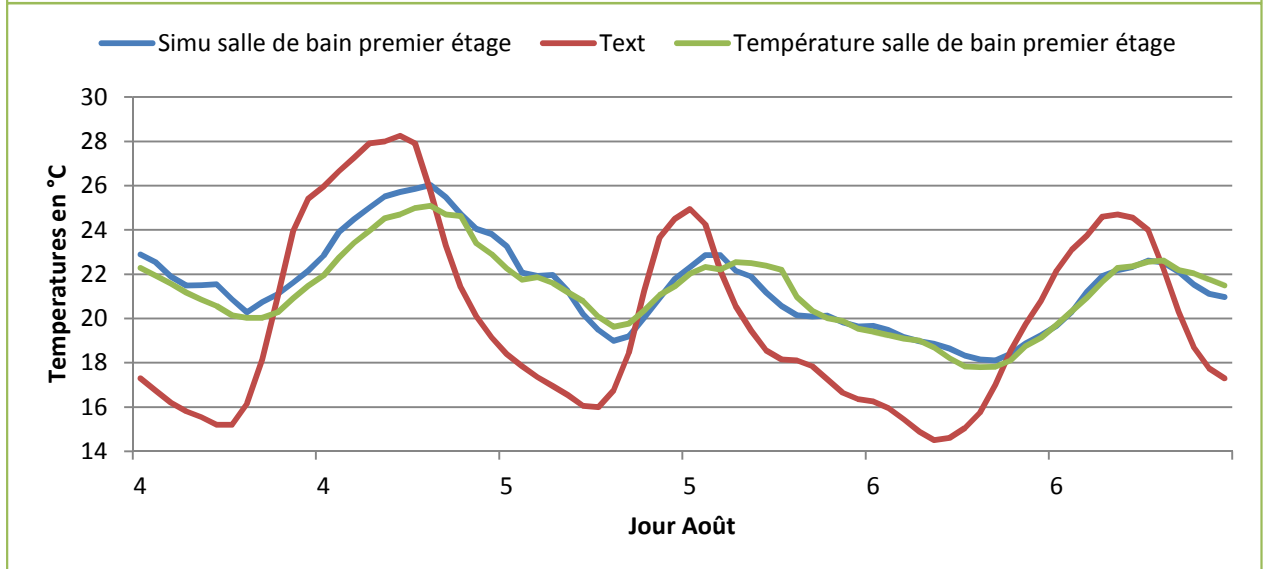
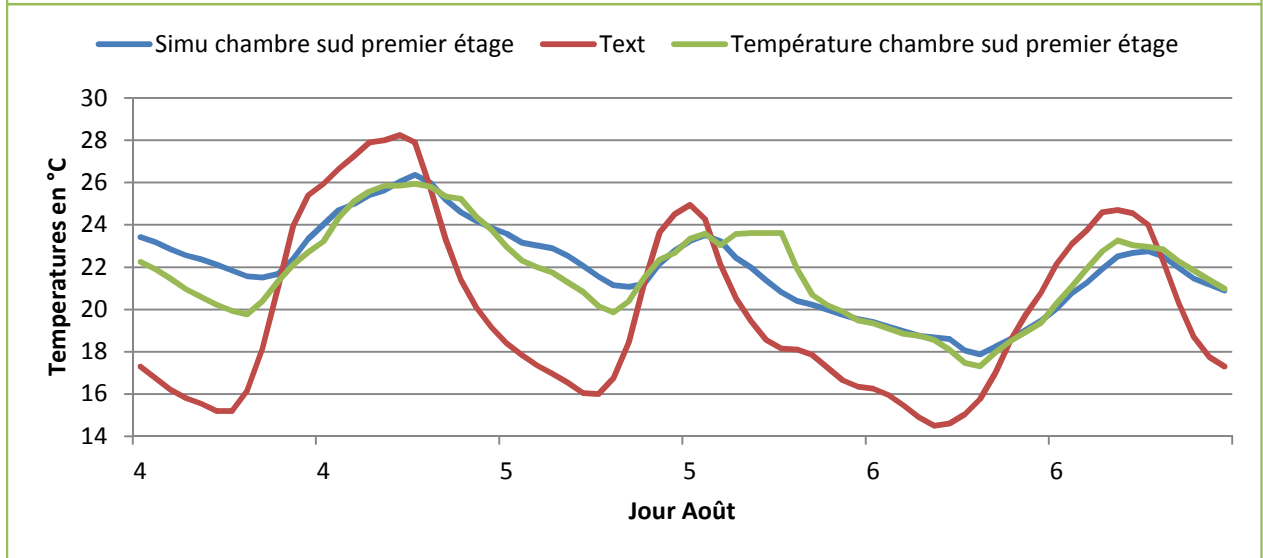
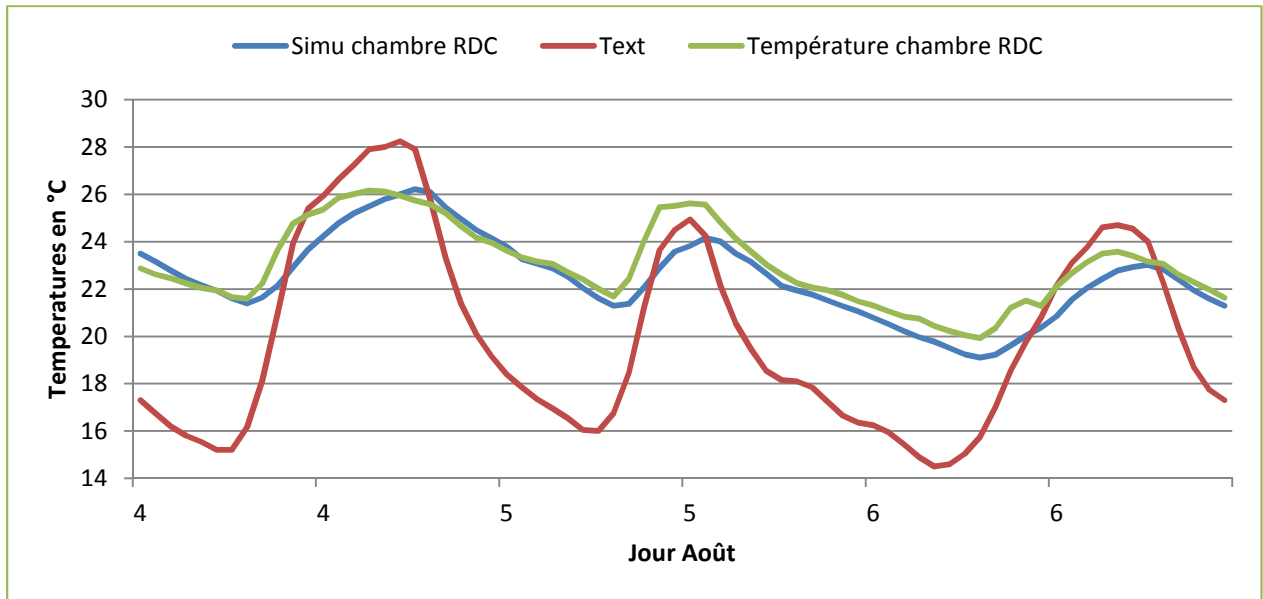
Pendant la deuxième période, il est possible de voir l'effet de la ventilation naturelle car les températures mesurées et simulées varient beaucoup plus et suivent les évolutions de la température extérieure. Globalement les variations de la température simulée sont plus importantes que celles de la température mesurée pour chacune des zones. Une correction pourrait être apportée par exemple en ajustant les coefficients de pression du vent  $C_p$ , les surfaces d'ouvertures des fenêtres, ou avec des mesures plus précises de vitesse et de direction du vent.





**Figure 101 : Simulations et mesures pour les deux premières périodes : portes ouvertes et fenêtres fermées puis portes et fenêtres ouvertes**

Les simulations portes fermées avec fenêtres ouvertes sont présentées ci-dessous. Les résultats sont similaires à ceux obtenus sur les deux premières périodes. Les différences entre les mesures et les simulations pourraient être réduites en calibrant le modèle aérodynamique grâce à des valeurs de  $C_p$  plus précises mais qui sont très difficiles à mesurer. Les valeurs que nous avons utilisées sont issues du logiciel Cp generator. Des valeurs plus précises pourraient être obtenues en utilisant un outil de CFD, mais ce calcul poserait le problème de la détermination des conditions aux limites. Le présent calcul fournit un ordre de grandeur des températures.



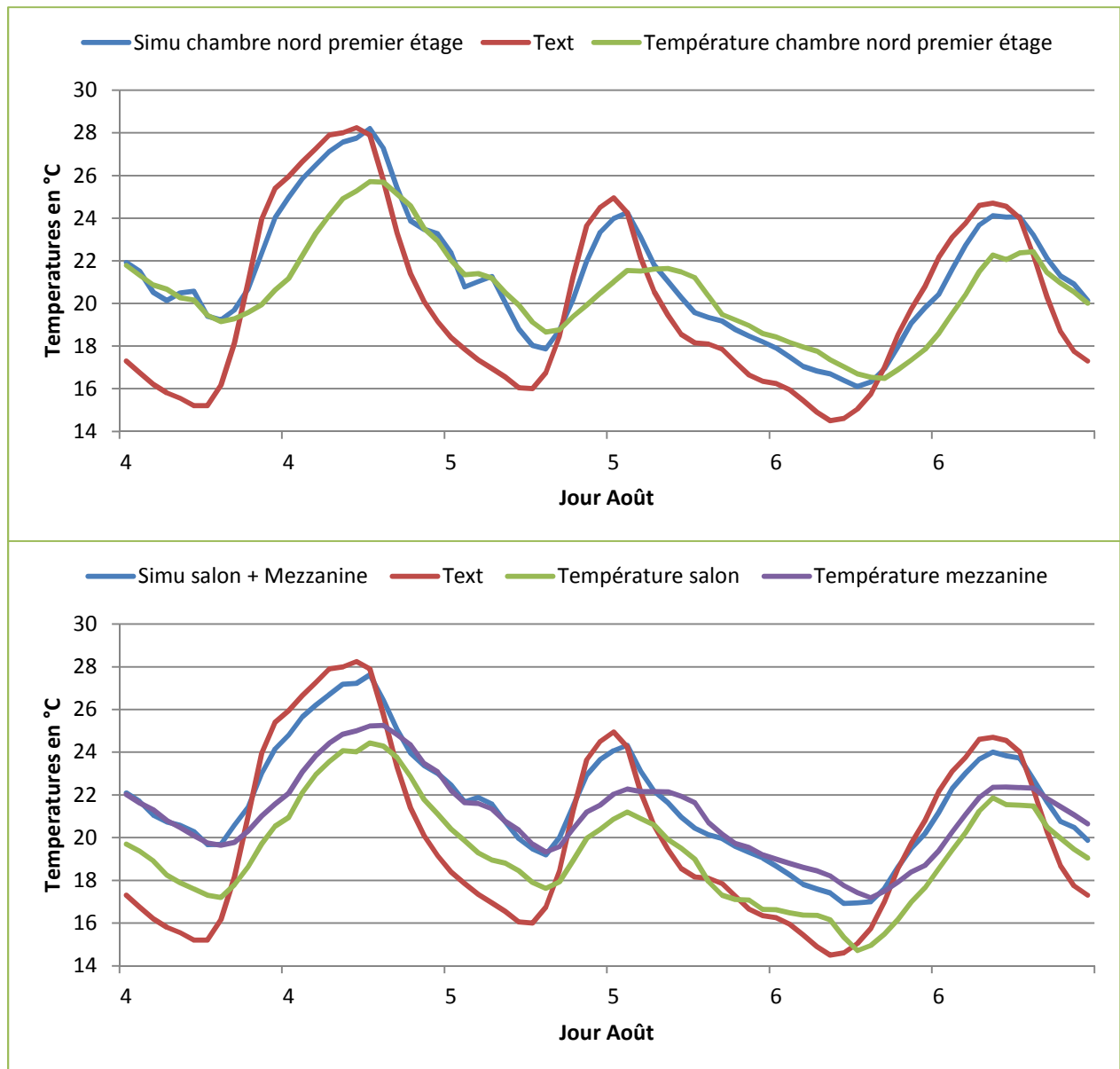


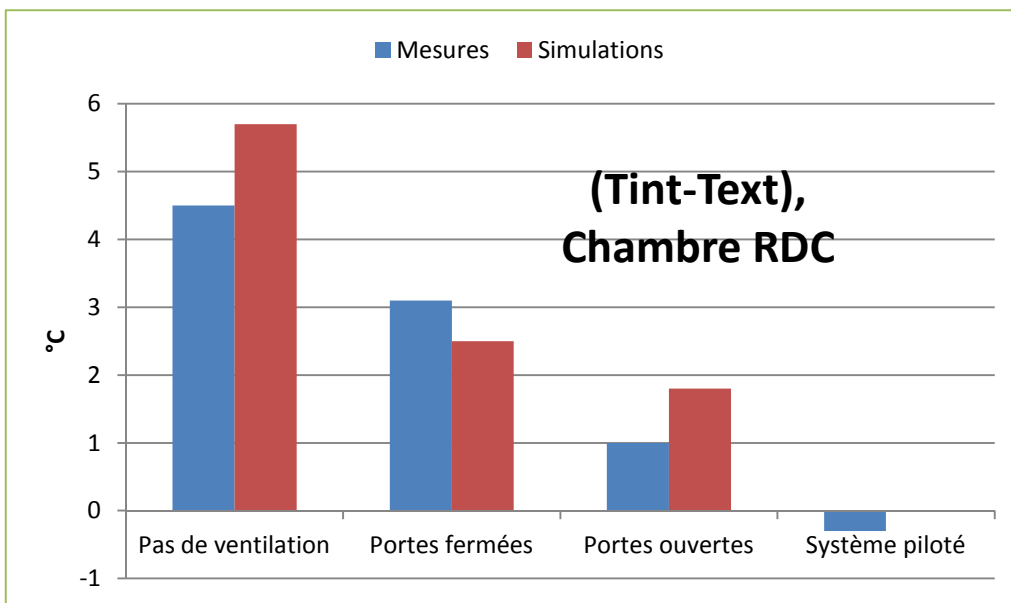
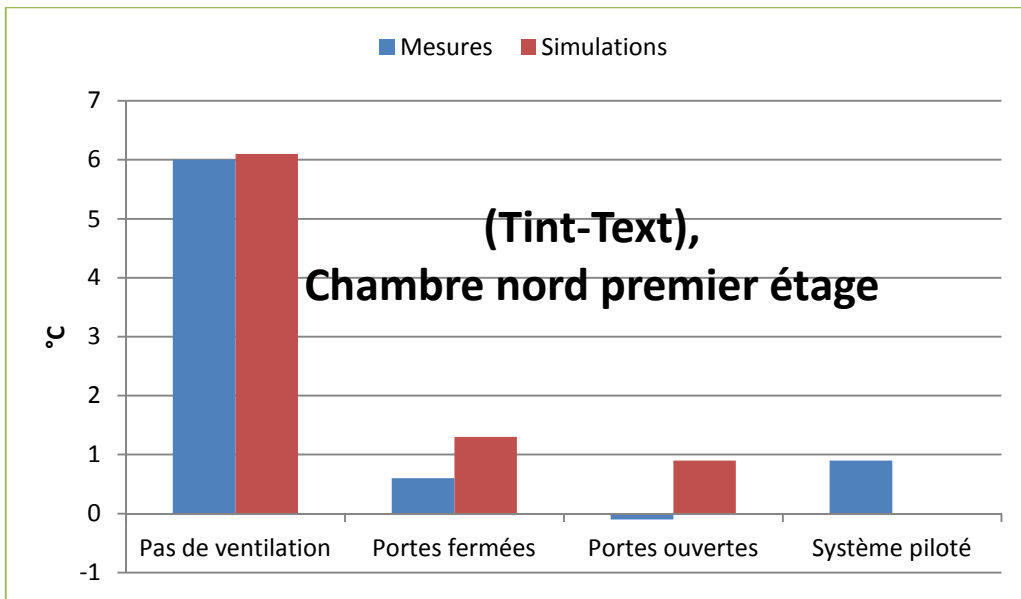
Figure 102 : Comparaison des résultats de simulation et des mesures pendant la troisième période

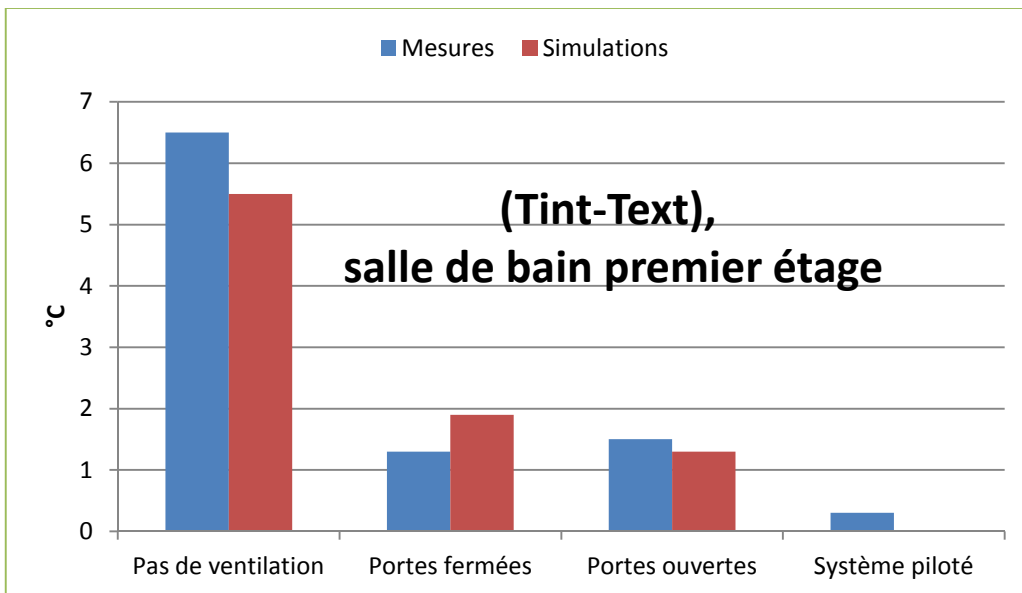
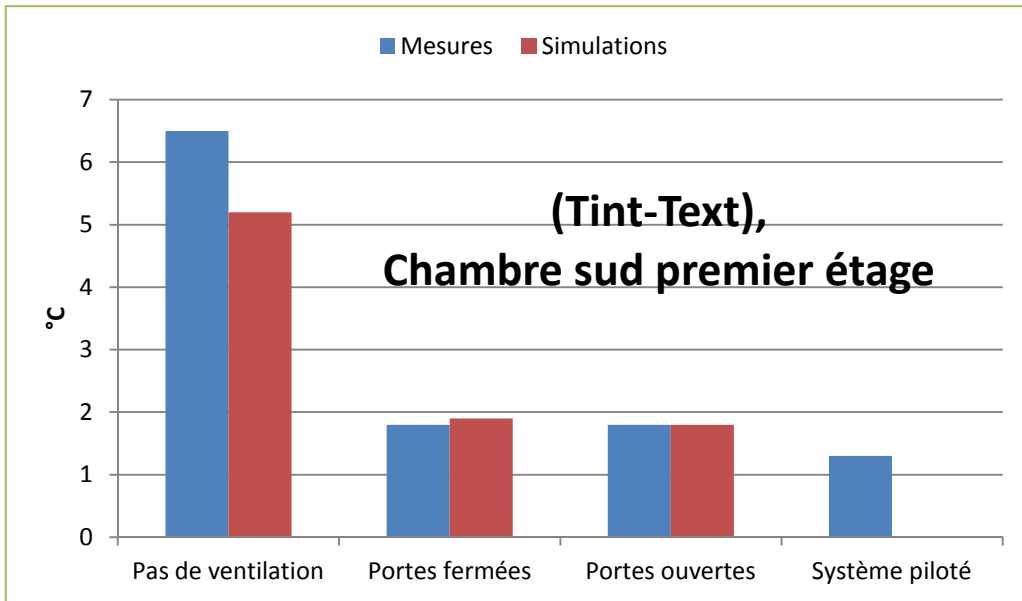
Pour conclure, il est possible d'observer l'effet de la ventilation naturelle sur les graphiques de la Figure 103. Ils montrent pour chaque zone thermique la différence moyenne entre la température intérieure et la température extérieure pour plusieurs cas :

- ✓ Fenêtres fermées, portes ouvertes
- ✓ Fenêtres ouvertes, portes fermées
- ✓ Fenêtres ouvertes, portes ouvertes
- ✓ Commande des fenêtres avec portes ouvertes

Ce dernier cas est l'application de la régulation implémentée par Vélux dans la maison Air et Lumière. L'algorithme utilisé pour la régulation est présenté plus en détail dans la prochaine partie

où est également présentée une comparaison avec une régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique.







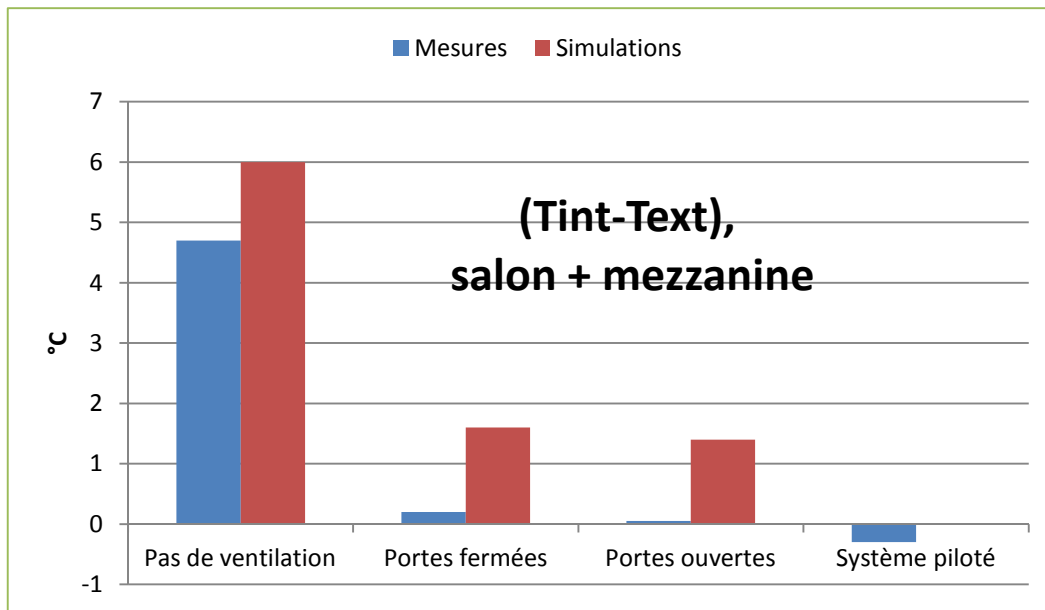


Figure 103 : Comparaison des effets de la ventilation naturelle entre les valeurs calculées et les valeurs mesurées

D'après les mesures et simulations effectuées, la moyenne de la température intérieure est 5 °C à 6 °C au dessus de la moyenne de la température extérieure si toutes les fenêtres sont fermées. Il y a en général 1 °C d'écart voir moins entre la simulation et la mesure. L'utilisation de la ventilation naturelle diminue la température intérieure de 1 °C à 5 °C avec les portes entre les zones fermées et de 3 °C à 6 °C si les portes sont ouvertes. La différence entre la mesure et la simulation est encore une fois inférieure à 1 °C dans chaque cas sauf pour la zone salon + Mezzanine qui est plus compliquée à simuler car elle est située sur deux niveaux et son volume est très grand. La régulation implémentée par Vélux diminue la température intérieure de 5 °C à 6 °C environ car les fenêtres sont fermées quand la température extérieure est supérieure à la température intérieure. Cette régulation est présentée dans la prochaine partie, elle est comparée aux résultats d'une régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique.

## 5.4. Mesures sur site et paramétrage de l'optimisation

Nous rappelons que dans cette partie le modèle thermique dynamique du bâtiment est maintenant monozone pour effectuer les optimisations par la programmation dynamique. Les modèles thermiques et aérauliques ont été présentés dans la partie précédente, il faut encore expliciter les paramètres d'optimisation. Le pas de temps de l'optimisation est de 1 h, le nombre d'états utilisé  $N_e$  vaut 800 ce qui donne une valeur d'intervalle de la variable d'état de 0,46 kWh pour des valeurs de  $div_{min}$  et  $div_{max}$  respectivement de 2 et 40. La météorologie utilisée est celle présentée dans la Figure 104, elle correspond à la période du 13 Aout 2012 au 19 Aout 2012 à Verrière le Buisson.

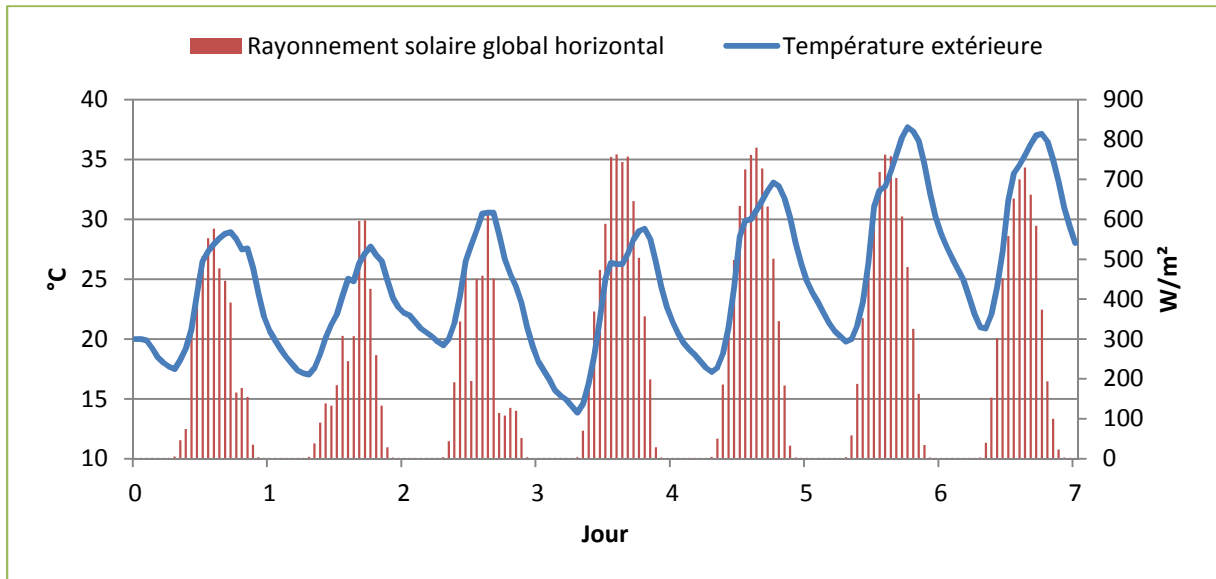


Figure 104 : Données météorologiques utilisées pour l'étude sur la maison Air et Lumière

Les données utilisées pour la vitesse et l'orientation du vent ont été mesurées sur place lors du relevé des mesures thermiques dans la maison, ce sont les données qui ont été présentées dans le paragraphe 4.1.2.

La maison Air et Lumière est instrumentée de façon à disposer des relevés de température, du taux de CO<sub>2</sub> et du taux d'humidité dans toutes les zones du bâtiment présentées dans la Figure 105. Etant donné que le modèle thermique du bâtiment est monozone, il faut calculer une température équivalente pour ramener les huit valeurs de la température mesurées à une seule. Pour cela, chaque valeur de température d'une zone est pondérée par le rapport entre le volume de la zone et le volume total du bâtiment.



Figure 105 : Zones de la maison Air et Lumière

Dans la maison, l'ouverture des fenêtres et celle des protections solaires sont pilotées par deux régulateurs. Ces régulateurs prennent en compte la température intérieure de chaque zone mais également le taux d'humidité et le taux de CO<sub>2</sub>. Etant donné le nombre de paramètres entrant dans la fonction objectif, seule une version simplifiée est présentée ici. Le taux d'humidité et de CO<sub>2</sub> ne posaient de tout de façon pas de problème car le bâtiment n'était pas occupé.

L'algorithme de gestion de l'ouverture des fenêtres fonctionne de la manière suivante. Les fenêtres sont ouvertes si la température intérieure est supérieure à un seuil (21 °C au rez-de-chaussée, 22 °C à l'étage) et à la température extérieure. Les fenêtres sont laissées ouvertes tant que ces conditions sont remplies sauf qu'une hystérésis est ajoutée : pour que les fenêtres soient fermées il faut que la température intérieure soit inférieure à la température au seuil moins 1 °C.

L'algorithme de gestion des stores fonctionne de la manière suivante. Si la température intérieure est supérieure à un seuil de 23 °C, et que l'éclairement mesuré sur une des façades extérieures est supérieure à une consigne de 25 000 lux, alors les stores sont fermés. Ils sont ouverts si l'éclairement sur la façade passe en dessous d'une valeur minimum de 12 000 lux.

L'algorithme d'optimisation utilisant la programmation dynamique n'agit par contre que sur la commande de l'ouverture des fenêtres et pas sur les stores. De plus il est basé sur un pas de temps horaire, alors que la régulation implémentée sur le site réagit en continu dès que des conditions sont atteintes.

## 5.5. Résultats d'optimisation et comparaison aux mesures

Une optimisation est menée avec pour commande l'ouverture des 14 fenêtres décrites précédemment. Les résultats de l'optimisation sont présentés dans la *Figure 106*. En plus de la température issue de la pondération des mesures des huit températures dans la maison, nous avons effectué une simulation du modèle thermique sur la même période avec les fenêtres constamment ouvertes ou constamment fermées. Si les fenêtres sont tout le temps fermées, la température augmente chaque jour et passe du 24 °C à 34 °C en une semaine. Le confort thermique est donc fortement dégradé. Si les fenêtres sont continuellement ouvertes, les variations de la températures à l'intérieur d'une journée sont plus importantes, mais la température intérieure est globalement moins élevée que si les fenêtres sont constamment fermées. Une régulation simple comme celle effectuée par Vélux dans la maison Air et Lumière permet non seulement de profiter de la fraîcheur la nuit pour refroidir le bâtiment mais limite également les augmentations de la température pendant la journée car les fenêtres sont fermées. La température intérieure varie beaucoup moins que dans le cas où les fenêtres sont constamment ouvertes. La régulation issue de l'optimisation par la programmation dynamique conduit à des résultats légèrement meilleurs. En effet, la température intérieure est plus fraîche d'environ 1 °C dans le bâtiment en moyenne. Sur la première journée on observe que la température évolue plus rapidement que celle issue de la régulation de Vélux, c'est

encore une fois dû au modèle aéroulque qui n'est pas idéalement calibré notamment au niveau des coefficients de pression du vent  $C_p$ . Sinon les tendances sont les mêmes entre ces deux régulations. La régulation issue de la programmation dynamique a tendance à rafraîchir davantage le bâtiment durant les premières journées car les stores ne sont pas pilotés dans ce cas, la température augmente donc plus en journée durant les trois derniers jours de la semaine. C'est l'anticipation des conditions météorologiques plus défavorables dans les trois derniers jours (Figure 104) qui permet à la régulation issue de l'optimisation par la programmation dynamique d'avoir des résultats sensiblement identiques voir meilleurs que la régulation classique de Vélux, qui elle diminue les apports solaires par le pilotage des stores.

Ces résultats dépendent de nombreux paramètres incertains et d'hypothèses de modélisation : les données météorologiques, les coefficients caractérisant l'écoulement à travers les fenêtres, les coefficients de pression du vent, le nombre de zones thermiques, etc. Malgré toutes ces incertitudes, l'algorithme d'optimisation couplé aux modèles thermique et aéroulque donne des résultats proches d'une régulation implémentée directement dans la maison. La régulation issue de l'algorithme améliore le confort thermique dans la maison en réduisant les températures trop élevées. Il peut y avoir jusqu'à 9 °C d'écart avec une régulation qui n'ouvre jamais les fenêtres et plus de 11 °C d'écart avec la température extérieure.

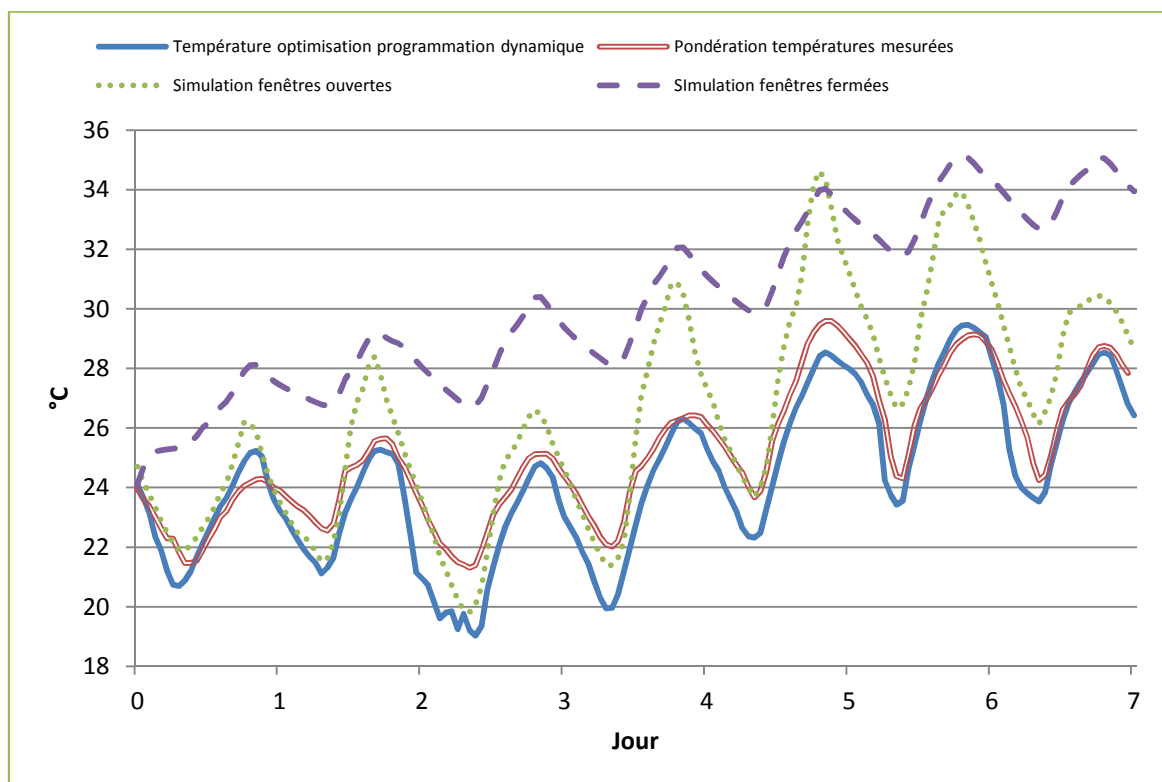


Figure 106 : Comparaison de la régulation par la programmation dynamique et des mesures effectuées dans la maison Air et Lumière

## 6. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE

Ce chapitre concerne les stratégies de gestion énergétique du bâtiment pendant une période estivale. Les commandes qui ont été utilisées concernent les stores, la ventilation forcée et la ventilation naturelle. Dans un premier temps la fonction objectif comprenait une valeur de confort fixe, puis nous nous sommes intéressés au confort adaptatif prenant en compte l'historique de la température extérieure pour déterminer de manière plus réaliste une température de confort dans le bâtiment. La ventilation forcée a été utilisée pour réguler la température intérieure pendant une semaine de très forte chaleur et une semaine plus courante d'été. Une étude de cas a été menée pour dimensionner la valeur maximale de la ventilation nécessaire pour établir les stratégies de gestion énergétique du bâtiment.

La consommation d'électricité des ventilateurs permettant le refroidissement du bâtiment peut être importante. Des optimisations multicritères ont donc été réalisées prenant en compte à la fois la température de confort mais également l'utilisation de la ventilation forcée. Deux méthodes ont été utilisées. Dans un premier temps une seule fonction objectif est construite avec une pondération des deux critères. La deuxième méthode permet de choisir après l'optimisation le critère le plus important, les deux critères étant pris en compte séparément dans la fonction objectif. Un front de Pareto est plus compliqué à mettre en place, mais il laisse plus de latitude à l'utilisateur final pour choisir la régulation désirée.

Les stores ont ensuite été gérés par la régulation. Leur influence est limitée car ils ne permettent pas de refroidir le bâtiment mais seulement de limiter les apports solaires. Par contre ils sont plus intéressants lors d'une optimisation avec deux commandes, quand ils sont accompagnés d'une commande permettant de refroidir le bâtiment comme la ventilation forcée.

La ventilation naturelle a été la dernière composante de la stratégie de gestion étudiée dans ce chapitre de thèse, dans un premier temps dans un cas monozone puis dans un cas bizona sur la maison INCAS. Les résultats sont meilleurs que ceux de la ventilation forcée car les débits de ventilation atteints sont plus importants. Par contre les résultats sont moins fiables car ils dépendent de paramètres supplémentaires comme la vitesse et l'orientation du vent, et des caractéristiques des ouvertures dans le modèle aéraulique. Certains paramètres comme les coefficients de pression du vent sont très difficiles à mesurer ce qui rend également les résultats moins précis.

Le pilotage des ouvertures pour la ventilation naturelle a aussi été effectué sur le cas d'étude de la maison Air et Lumière de Vélux. Des mesures sur site ont permis de valider le modèle aéraulique dont les caractéristiques des ouvertures des fenêtres de toit ont été préalablement mesurées sur un banc d'essai. Les résultats de la régulation mise en place par Vélux dans la maison Air et Lumière ont ensuite été comparés à ceux de la régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique. Celle-ci conduit à de meilleurs résultats car elle anticipe les plus fortes chaleurs de la fin de la semaine en sur-ventilant de façon plus importante le bâtiment en début de

semaine. Cette anticipation permet également de compenser le fait que dans le cas de la régulation implémentée par Vélux, les stores sont pilotés en plus de l'ouverture des fenêtres.

Les résultats de la régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique sont intéressants car ils anticipent les changements dans une période future, dans ce cas d'étude avec un horizon de 7 ou 14 jours. Mais pour cela il faut avoir à disposition les sollicitations du modèle thermique et du modèle aéraulique sur cette période. Or les conditions climatiques locales ne peuvent être anticipées avec précision sur une telle durée. Dans le prochain chapitre, nous étudierons les possibilités de prévoir les conditions climatiques locales et nous regarderons l'impact de ces prévisions incertaines sur les résultats de la régulation issue de la programmation dynamique.



***Chapitre V Modélisation  
du climat local***

---



<b>1. MODÉLISATION DE LA MÉTÉOROLOGIE LOCALE</b>	<b>209</b>
1.1. DÉFINITION ET CARACTÉRISATION DES SÉRIES TEMPORELLES	209
1.2. CHOIX DES VARIABLES CLIMATIQUES À MODÉLISER	211
1.3. LES DIFFÉRENTS MODÈLES DE PRÉVISION MÉTÉOROLOGIQUE	211
1.3.1. LES MODÈLES PHYSIQUES	211
1.3.2. LES MODÈLES PUREMENT MATHÉMATIQUES	212
1.4. CARACTÉRISATION DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE MODÉLISATION DE LA MÉTÉOROLOGIE	214
1.4.1. LES CHAÎNES DE MARKOV ET LEUR APPLICATION À LA PRÉVISION MÉTÉOROLOGIQUE	214
1.4.2. LES RÉSEAUX DE NEURONES : DES MODÈLES À INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	217
<b>2. APPLICATION À LA MODÉLISATION DES DONNÉES CLIMATIQUES LOCALES</b>	<b>223</b>
2.1. MESURE DE LA QUALITÉ DE LA PRÉVISION	224
2.2. ÉTUDE DE SENSIBILITÉ	225
2.2.1. LES CRITÈRES CARACTÉRISANT L'IMPACT DU MODÈLE MÉTÉOROLOGIQUE SUR LE BÂTIMENT	226
2.2.2. ÉTUDE DE SENSIBILITÉ	226
2.3. TRAITEMENT DES VARIABLES D'ENTRÉES POUR LES CHAÎNES DE MARKOV	230
2.3.1. RÉCUPÉRATION DES DONNÉES NÉCESSAIRES À LA MODÉLISATION DE LA TEMPÉRATURE ET DU RAYONNEMENT SOLAIRE	230
2.3.2. PASSAGE AUX VARIABLES CLIMATIQUES INTERMÉDIAIRES	231
2.4. MISE EN PLACE DES MODÈLES DE L'ÉVOLUTION DE LA TEMPÉRATURE	236
2.4.1. LE MODÈLE STOCHASTIQUE D'ÉVOLUTION DE LA TEMPÉRATURE	236
2.4.2. MISE EN PLACE DU MODÈLE DÉTERMINISTE D'ÉVOLUTION DE LA TEMPÉRATURE	242
2.5. MISE EN PLACE DES MODÈLES DE L'ÉVOLUTION DU RAYONNEMENT SOLAIRE	246
2.5.1. MISE EN PLACE DU MODÈLE STOCHASTIQUE DE L'ÉVOLUTION DU RAYONNEMENT SOLAIRE	246
2.5.2. MISE EN PLACE DU MODÈLE DÉTERMINISTE D'ÉVOLUTION DU RAYONNEMENT SOLAIRE	248
<b>3. INFLUENCE DE LA PRÉVISION DE LA MÉTÉOROLOGIE SUR LES RÉSULTATS DE L'OPTIMISATION PAR LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE</b>	<b>252</b>
3.1. MISE EN PLACE DU FICHIER DES DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES	252
3.2. COMPARAISONS DES RÉGULATIONS SUIVANT LES DONNÉES CLIMATIQUES UTILISÉES	254
<b>4. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE</b>	<b>257</b>

Le modèle thermique dynamique du bâtiment requiert des données pour être simulé comme des données météorologiques, tout particulièrement la température et le rayonnement global horizontal. Celles-ci peuvent être connues à l'avance, on simule alors soit une période passée, soit selon des données moyennes ou représentatives de la période et du lieu (TRY : Test Reference Year). Pour appliquer une régulation à un bâtiment, il faut connaître les données météorologiques à l'avance sur la période régulée, et donc pour une application in situ, effectuer des prévisions météorologiques locales. Pour cela on peut s'appuyer sur les données des instituts de prévisions météorologiques nationaux, mais les données fournies sont la plupart du temps régionales et non locales en plus d'être payantes, difficiles d'accès et d'exploitation. Il est donc important de développer un modèle de prévision météorologique locale du rayonnement solaire globale horizontale et de la température.

## 1. MODÉLISATION DE LA MÉTÉOROLOGIE LOCALE

Les conditions météorologiques peuvent être décrites par des variables s'appuyant sur des grandeurs physiques mesurables telles que la température, le rayonnement solaire, le taux d'hygrométrie ou la pression atmosphérique. Dans un premier temps, il s'agit de savoir quelles grandeurs physiques nécessitent une modélisation, c'est-à-dire quelles grandeurs sont utilisées comme sollicitation dans un modèle thermique dynamique de bâtiment.

Ensuite trois méthodes de modélisation sont présentées. Deux d'entre elles sont déterministes, les réseaux de neurones artificiels et les processus auto-régressifs à moyenne mobile (ARMA). La troisième méthode de modélisation présentée est les chaînes de Markov, qui sont des modèles stochastiques.

Ces variables évoluant au cours du temps, un échantillonnage est nécessaire. Elles constituent alors des séries temporelles que nous allons définir dans le prochain

### paragraphe. **Définition et caractérisation des séries temporelles**

Un processus stochastique  $\{X_t, t \in T\}$  est une série de variables aléatoires indexées par un paramètre  $t$  et définies sur un même espace de probabilités  $(\Omega, F, P)$ . L'état du processus est représenté par  $X_t$ . L'espace des états (appelé  $E$ ) du processus comporte l'ensemble de toutes les valeurs possibles de  $X_t$ . Si l'ensemble des états  $E$  est fini ou dénombrable alors le processus stochastique est appelé une chaîne. Lorsque l'ensemble  $T$  est fini ou dénombrable alors on parle de processus discret ou de série temporelle.

Une série temporelle à temps discret est une suite réelle finie  $X_t$ , où  $t$  représente le temps (heure, jours, mois...). Dans le cas de séries de grandeurs météorologiques, ces séries sont constituées de valeurs instantanées séparées par un intervalle de temps fixe.

Certaines séries temporelles présentent des tendances et des composantes périodiques. La tendance d'une telle série peut s'écrire, à une erreur d'ajustement  $\varepsilon_t$  près, comme une combinaison linéaire de fonctions du temps.

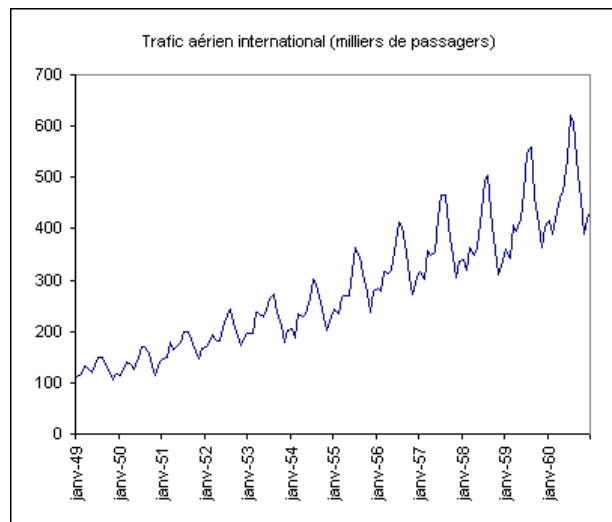
$$X_t = \sum_{j=0}^n a_j f_j(t) + \varepsilon_t \quad \text{V.1.1}$$

avec  $\varepsilon_t$  et  $f_j$  des fonctions dépendant du temps.

Typiquement une tendance polynomiale sera de la forme :

$$X_t = \sum_{j=0}^n a_j t^j + \varepsilon_t \quad \text{V.1.2}$$

Dans l'exemple de la *Figure 107*, la tendance est clairement linéaire, c'est une droite du type  $ax+b$ .



**Figure 107 : Trafic aérien international**

Une série temporelle aura une composante périodique, lorsque celle-ci peut se décomposer en :

$$X_t = s_t + \varepsilon_t \quad \text{V.1.3}$$

avec  $s_t$  une fonction périodique de période  $T$ , i.e.  $s_t = s_{t+T}$ . Dans le cas de la *Figure 107*, la période de 1 an est très facilement identifiable.

Maintenant que les séries temporelles ont été définies, nous pouvons nous intéresser aux séries temporelles utiles à la modélisation du climat.

## 1.2. Choix des variables climatiques à modéliser

La prévision des performances énergétiques d'un bâtiment dépend d'un grand nombre de variables météorologiques. Ces données sont principalement le rayonnement solaire, la température de l'air extérieur, l'humidité, la vitesse et la direction du vent et la pression atmosphérique. Le **rayonnement solaire** et la **température de l'air** sont les paramètres les plus importants d'après [DRUR 98]. De plus ce sont les données d'entrée qui sont nécessaires dans le cas de notre modèle thermique dynamique du bâtiment.

Le rayonnement solaire participe au chauffage – voire à la surchauffe –, ainsi qu'à l'éclairage du bâtiment. Le rayonnement solaire global peut atteindre 1500 kWh/(m<sup>2</sup>.an) en France métropolitaine.

La température de l'air extérieur a également un impact fort sur les besoins de chauffage. Elle influe directement sur les déperditions thermiques du bâtiment. Les bâtiments basse consommation tendent à limiter l'influence de la température de l'air extérieur grâce à une meilleure isolation. Celle-ci diminue également les impacts du vent et de l'humidité grâce à une meilleure étanchéité à l'air. Seules la température de l'air extérieur et le rayonnement solaire ont été étudiés dans ce manuscrit, car la France n'est pas sujette à des taux d'humidité importants et les zones soumises à des vents violents sont limitées.

## 1.3. Les différents modèles de prévision météorologique

Dans la littérature, plusieurs méthodes de prévision météorologiques sont décrites. Il est possible de les classer en deux catégories. La première catégorie regroupe les modèles physiques utilisés par les services de météorologie. Ils reposent sur l'étude des différentes grandeurs caractérisant le climat et leurs interactions. Ils sont utilisés pour effectuer des prévisions météorologiques fines à grandes échelles. La deuxième catégorie regroupe les modèles purement mathématiques. Ces modèles s'appuient uniquement sur l'analyse statistique des données passées afin de caractériser le comportement du système. Il n'y a aucune étude climatique à proprement parler dans les modèles purement mathématiques.

### 1.3.1. Les modèles physiques

Les services de météorologie nationale utilisent des modèles divisant l'atmosphère en de nombreuses mailles, les plus fines possibles. La prévision météorologique revient alors à regarder l'évolution de l'atmosphère dans ces mailles. Elle consiste à caractériser un certain nombre de grandeurs physiques pour chaque maille d'atmosphère, comme la pression, la température, l'humidité, le vent et la teneur en eau liquide. À partir d'un très grand nombre de points de mesures (station météorologiques, bouées dérivantes, satellites), ces modèles utilisent les lois de la

thermodynamique et de la mécanique des fluides pour prédire l'état des grandeurs physiques de chacune des mailles de l'atmosphère. C'est donc la physique de l'atmosphère qui est utilisée ici. De tels modèles sont utilisés par les professionnels et sont les plus fiables actuellement.

De nombreux modèles physiques fonctionnant ainsi ont été développés jusqu'ici. Le modèle présenté par [TOUS 00] utilise des radars pour repérer les nuages et ensuite prédire leurs évolutions. [LAGO 03] décrit les résultats d'un modèle météorologique physique ayant une très bonne précision pour la prévision à 24 h dans la région d'Athènes. Météo-France utilise trois modèles différents pour ses prévisions [METE 08] : Ces trois modèles Arpège, Aladin-France et Arome ont respectivement des tailles de mailles de 15 km, 10 km et 2,5 km correspondant à des prévisions à l'échelle du globe, à l'échelle régionale et des prévisions régionales fines.

L'utilisation de tels modèles physiques pose certains problèmes. Tout d'abord les calculs très détaillés nécessitent des supercalculateurs qui sont réservés aux professionnels de la météorologie. Accéder aux prévisions est généralement un service payant qui nécessite de disposer d'une connexion régulière fiable. De plus, les prévisions des services de météorologie nationale sont souvent à échelle régionale et non pas locale, ce qui peut engendrer une perte de précision liée aux spécificités locales (microclimat, présence de petits nuages, ombrages permanents tels qu'arbre, bâtiment voisin, montagne, etc.). La prévision du rayonnement solaire n'est généralement pas assurée par ces services, mais les prévisions donnent souvent des informations sur l'état de l'atmosphère et donc sur la nébulosité qui détermine en grande partie le rayonnement solaire. Enfin, les prévisions du service météorologique national ne fournissent pas de statistiques d'évolution de la température. Pour cette étude, elles rentrent donc uniquement dans le cadre de la l'approche déterministe mentionnée en introduction.

### *1.3.2. Les modèles purement mathématiques*

Les modèles purement mathématiques reposent sur l'analyse de relevés de séries météorologiques sans faire appel à une modélisation physique de l'atmosphère. Ces modèles sont moins complexes mais aussi moins fiables et moins précis que les modèles physiques. En contrepartie, il est possible de développer et d'utiliser ce type de modèles sans moyens informatiques lourds. Ils peuvent donc être mis en place pour une prévision météorologique très locale, sur-mesure. Dans cette catégorie, trois grandes familles de modèles ont été identifiées : les chaînes de Markov, les modèles ARMA et les réseaux de neurones artificiels.

#### **1.3.2.a. Les chaînes de Markov**

Une chaîne de Markov est un processus d'évolution stochastique qui est défini par la propriété caractéristique suivante : l'état futur de la chaîne est entièrement défini par l'état présent. Ajouter des informations sur les états passés n'apporte aucune précision supplémentaire pour la prédiction de l'état futur. La prévision de la série temporelle à l'instant  $n+1$  est donc issue du produit

de la valeur à l'instant  $n$  par une matrice de transition (aussi appelée *matrice de Markov*). Les éléments de cette matrice sont les probabilités de transitions de l'état de l'instant  $n$  à chaque état possible à l'instant  $n+1$ . Ces éléments sont calculés à partir des valeurs passées de la chaîne de Markov. Les chaînes de Markov rentrent ainsi dans le cadre de l'approche stochastique.

### 1.3.2.b. Les modèles ARMA

Les modèles ARMA sont une famille de modèles associant deux types de processus : un processus auto-régressif (AR) et un processus en moyenne mobile (MA). Ces modèles considèrent que la valeur de la grandeur modélisée à l'instant  $n$  est une combinaison linéaire des valeurs antérieures de la grandeur. Ces modèles fournissent donc une prévision de la valeur du processus à un instant donné ; ils se placent donc dans le cadre de l'approche déterministe de la modélisation du climat. [MATY 01] explique comment utiliser les modèles ARMA pour la prévision de séries temporelles et [GUER 79] applique les modèles ARMA à la prévision du rayonnement solaire. Ces modèles sont plus complexes à mettre en œuvre et plus lourds numériquement (temps de calculs relativement long) qu'une chaîne de Markov mais ils sont plus performants.

### 1.3.2.c. Les réseaux de neurones artificiels

Contrairement aux deux types de modèles présentés précédemment, les réseaux de neurones artificiels ne sont pas des modèles statistiques mais des modèles à intelligence artificielle. L'appellation « réseaux de neurones » vient de leur analogie avec le fonctionnement du cerveau humain. Les réseaux de neurones permettent la modélisation de fonctions ou phénomènes complexes présentant des non-linéarités sous forme d'une « boîte noire ». Leur principe de fonctionnement est assez simple. Le modèle proprement dit est généré lors d'une première phase consistant à **entraîner** le réseau de neurones sur des données connues (phase d'apprentissage). Par exemple, si l'objectif est la modélisation de la fonction  $f(x) = \sin(x)$ , il convient de fournir les sorties de  $f(x)$  sur un intervalle de valeurs discrètes d'entrées  $x \in [-2\pi, 2\pi]$ . Ensuite, en phase de simulation, le réseau de neurones ainsi généré est capable de fournir la sortie  $\sin(x)$  pour n'importe quelle valeur de  $x \in [-2\pi, 2\pi]$ .

### 1.3.2.d. Choix des modèles utilisés

Ce chapitre a permis de présenter succinctement les trois principales méthodes purement mathématiques identifiées au § 1.3.2. Parmi celles-ci, seules les chaînes de Markov permettent la modélisation du climat local avec une approche stochastique. Le principal défaut des chaînes de Markov étant leur précision pour des prévisions à moyen terme (12 h ou 24 h). Néanmoins, il semble aussi possible d'établir des probabilités de transition en partant d'une méthode déterministe, comme les réseaux de neurones, et en associant des probabilités aux erreurs par rapport à la prévision obtenue, par exemple selon une loi gaussienne à déterminer lors d'une phase d'apprentissage. Cette option n'a pas été développée ici, mais elle permettrait de profiter de la

précision de la prévision des réseaux de neurones tout en restant dans le cadre d'un modèle stochastique.

Pour l'approche déterministe, deux méthodes ont été comparées. D'après la littérature, les performances des modélisations par les réseaux de neurones sont meilleurs que celles des modélisations par les processus ARMA. Au niveau de la complexité de mise en œuvre, les processus ARMA sont les plus difficiles, de plus il existe de nombreux logiciels et programmes permettant d'utiliser les réseaux de neurones avec facilité. Après étalonnage, les deux modèles sont simples et rapides d'utilisation.

Pour la suite de l'étude, nous avons retenu les réseaux de neurones et les chaînes de Markov pour la mise en œuvre d'un modèle de prévision du climat local.

## 1.4. Caractérisation des différentes méthodes de modélisation de la météorologie

Dans cette partie, deux des trois méthodes présentées succinctement dans la partie précédente sont décrites avec leurs principes de fonctionnement plus en profondeur. Une des deux méthodes déterministes, les réseaux de neurones artificiels et la méthode stochastique, les chaînes de Markov.

### 1.4.1. Les chaînes de Markov et leur application à la prévision météorologique

Les chaînes de Markov à temps discret sont utilisées pour la modélisation et la prévision de séries temporelles de façon stochastique.

#### 1.4.1.a. Définition des chaînes de Markov

Un processus stochastique  $X$  est une suite de variables aléatoires  $X_0, X_1, \dots, X_n$  à valeur dans l'espace des états noté  $E$  fini et dénombrable. La probabilité de transition de l'état  $i$  à l'état  $j$  en un pas de temps est notée  $P(X_1 = j | X_0 = i)$ . On note ce nombre  $p_{i,j}$  :

$$p_{i,j} = P(X_1 = j | X_0 = i) \quad \text{V.1.4}$$

[BOUC 08] définit une chaîne de Markov de la manière suivante. La suite  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  est une chaîne de Markov ou possède la propriété de Markov simple (ou faible) si et seulement si

$$\forall n \geq 0, \forall (i_0, \dots, i_{n-1}, i, j) \in E^{n+2}, \quad \text{V.1.5}$$

$$P(X_{n+1} = j | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}, X_n = i) = P(X_{n+1} = j | X_n = i)$$

Littéralement, la loi conditionnelle de  $X_{n+1}$  sachant le passé, i.e. sachant  $(X_k)_{0 \leq k \leq n}$  est une fonction de  $X_n$  seul. Une chaîne de Markov est donc une suite de variables dont toute l'information nécessaire pour prédire le futur est comprise dans l'état présent, les informations issues des états passés sont inutiles.

Une chaîne de Markov est dite homogène quand le mécanisme de transition ne dépend pas du temps. Le même mécanisme de transition est utilisé pour passer de l'instant  $n$  à l'instant  $n+1$  et de l'instant  $n+1$  au suivant. La propriété d'homogénéité d'une chaîne de Markov simple prend alors la forme suivante :

$$\forall n \geq 0, \forall (i_0, \dots, i_{n-1}, i, j) \in E^{n+2}, \quad \text{V.1.6}$$

$$P(X_{n+1} = j | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}, X_n = i) = P(X_1 = j | X_0 = i)$$

Si un processus stochastique répond à la fois à la propriété de Markov simple (équation V.1.5) et à la propriété d'homogénéité (équation V.1.6), elle répond également à :

$$\forall n \geq 0, \forall (i, j) \in E^2, P(X_{n+1} = j | X_n = i) = P(X_1 = j | X_0 = i) \quad \text{V.1.7}$$

La matrice de transition  $M$  d'une chaîne de Markov homogène est la famille des probabilités

$$M = (p_{i,j})_{(i,j) \in E^2} \quad \text{V.1.8}$$

Cette matrice est stochastique, c'est-à-dire que la somme de toutes les probabilités d'une même ligne de la matrice  $M$  est égale à 1 :

$$\forall i \in E, \sum_{j \in E} p_{i,j} = 1 \quad \text{V.1.9}$$

Ainsi une chaîne de Markov est entièrement caractérisée par sa matrice de transition  $M$  et sa loi initiale,  $\forall i \in E, P(X_0 = i) = a$ . Lors de l'utilisation d'une chaîne de Markov, le cadre d'une chaîne homogène est privilégié afin que les résultats obtenus ne dépendent plus que de la valeur initiale.

On note  $M^{(k)}$  la matrice de transition d'un état  $i$  à un état  $j$  en  $k$  étapes, on a  $M^{(k)} = (p_{(i,j)}^{(k)})$  :

$$M^{(k)} = (p_{(i,j)}^{(k)}) = P(X_{n+k} = j | X_n = i) = P(X_k = j | X_0 = i) \quad \text{V.1.10}$$



Sur une chaîne homogène, la matrice de transition reste constante quel que soit le temps. Ainsi, pour des transitions multiples, à  $k$  pas par exemple, la transition est la puissance  $k$ -ième de la matrice de transition.

$$M^{(k)} = M^k \quad \text{V.1.11}$$

On en déduit les deux lois suivantes :

$$P(X_{n+k} = j) = \sum_{i \in E} P(X_n = i) p_{i,j}^{(k)} \quad \text{V.1.12}$$

$$P(X_k = j) = \sum_{i \in E} P(X_0 = i) p_{i,j}^{(k)} \quad \text{V.1.13}$$

#### 1.4.1.b. Application à la prévision de la température et du rayonnement solaire

Les chaînes de Markov permettent de connaître les probabilités d'évolution de séries temporelles grâce à l'application d'une matrice de transition entre chaque intervalle de temps. Les deux séries temporelles nécessaires à la prévision de la météorologie locale sont celles de la température et du rayonnement solaire, elles ont un pas de temps horaire. Pour appliquer une unique matrice de Markov pour toutes les transitions de la chaîne, celle-ci doit être homogène. Sur une année complète, les séries temporelles représentant la température et le rayonnement solaire ne sont pas homogènes. Par exemple en été la probabilité de passer de 20 °C à midi à 22 °C à 13 h n'est pas la même que durant l'hiver. De la même façon, la probabilité de transition peut être différente entre 1 h et 2 h et entre 12 h et 13 h. Afin d'augmenter l'homogénéité de l'évolution des séries temporelles, nous avons remplacé la série temporelle de la température par celle de l'écart à la normale saisonnière, et la série temporelle du rayonnement solaire par celle de l'indice de clarté. Ces deux nouvelles séries temporelles sont décrites plus en profondeur au paragraphe 2.3. L'année est ensuite divisée en un nombre assez réduit de périodes temporelles pour que les chaînes de Markov soient quasiment homogènes sur cette période, sans toutefois avoir un nombre trop important de périodes, pour limiter le nombre de matrices de transition à calculer. Pour cela deux scénarii ont été envisagés. Le premier considère que les probabilités de transition sont sensiblement les mêmes en été et en hiver, la différence entre ces deux saisons venant de la valeur initiale de la série temporelle au début du jour. Vingt-quatre matrices de transition sont donc mises en place pour l'année, une pour chaque heure de la journée. Le deuxième scénario suppose que les probabilités de transition sont sensiblement les mêmes quelque soit l'heure de la journée, mais que la saison

différencie ces probabilités. Le scénario met en place douze matrices de Markov, une pour chaque mois de l'année.

Au niveau de l'identification des matrices, un nombre d'années de données important est nécessaire afin de les rendre les plus précises possibles. Pour obtenir la localité de la prévision, il est important que dans un premier temps les données utilisées aient été relevées à proximité du bâtiment considéré, puis les matrices devront être réactualisées à partir de données relevées in situ pendant toute la durée de vie du bâtiment.

L'utilisation des matrices de Markov pour la prévision météorologique oblige d'utiliser un algorithme d'optimisation stochastique par la suite

#### **1.4.1.c. Inconvénients des chaînes de Markov**

[BAUE 98] et [MILL 85] indiquent que la précision des résultats obtenus est assez faible dès que l'horizon de prévision est supérieur à trois heures. Le nombre de données nécessaires à la mise en place des matrices de Markov est important (environ 10 ans dans le cadre de la prévision météorologique). Un dernier inconvénient est la nécessité pour les matrices de transition d'être appliquées uniquement sur un intervalle de temps restreint, les probabilités de transition n'étant valables que sur un temps limité.

#### ***1.4.2. Les réseaux de neurones : des modèles à intelligence artificielle***

Historiquement, les réseaux de neurones artificiels ont été développés pour comprendre et modéliser le cerveau humain [ROSE 58]. D'après [KHOT 98], les réseaux de neurones artificiels sont particulièrement efficaces pour travailler sur des modèles complexes et non linéaires, les modélisations obtenues sont bien meilleures que celles issues des chaînes de Markov ou de l'analyse régressive (ARMA) [TASA 02]. Les variables météorologiques suivent une évolution complexe et non linéaire, en particulier le rayonnement solaire qui présente de grandes variations lors de passages de nuages.

Les réseaux de neurones artificiels sont constitués de « neurones » qui en sont l'élément de base. Ces neurones sont des « boîtes noires » interconnectées les unes aux autres par leurs entrées

et leurs sorties. Un réseau de neurones peut présenter plusieurs couches de neurones :

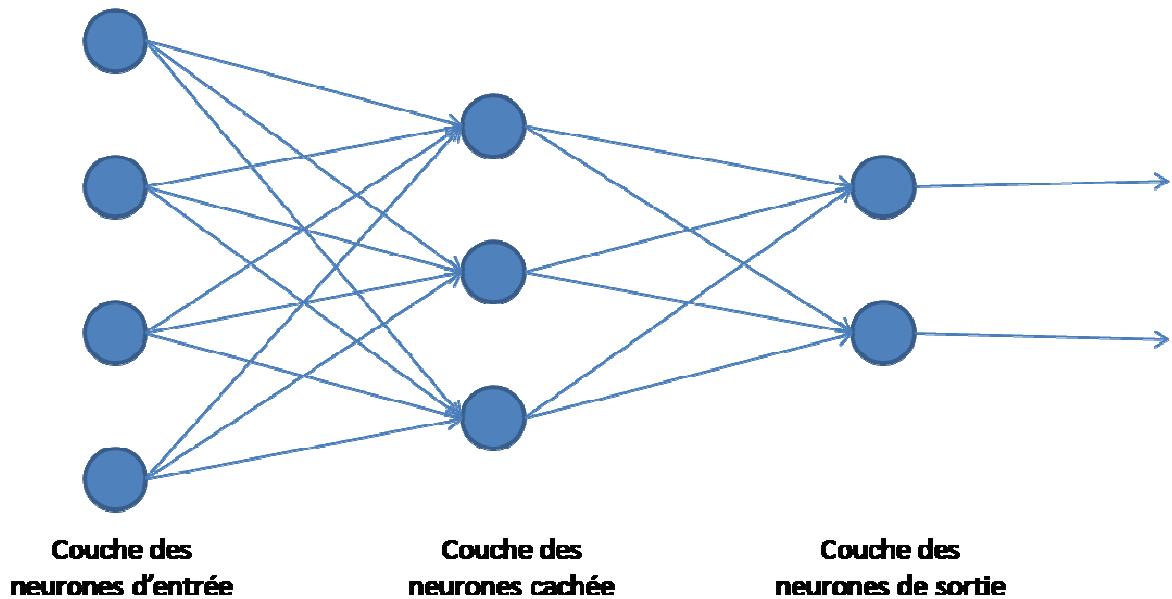


Figure 108 : Structure d'un réseau de neurones

Un réseau de neurones est une succession de neurones placés soit à la suite les uns des autres soit en parallèles. Il y a plusieurs couches distinctes dans chaque réseau. La couche formée des premiers neurones réceptionnant directement les informations de l'entrée du système est la couche des neurones d'entrée. Le nombre de neurones d'entrée est fixé par le nombre d'entrées du système. Il peut y avoir des couches de neurones cachées (*Figure 108*), mais elles ne sont pas obligatoires. C'est le nombre de ces couches et de neurones par couche qui en partie forme la complexité du modèle. La dernière couche représente les sorties du système, le nombre de neurones la constituant est fixé par le nombre de sorties modélisées. Un réseau de neurones noté (4-5-3-1) a quatre entrées, deux couches de neurones cachées composées de 5 et 3 neurones et une seule sortie.

Un réseau de neurones peut propager l'information de l'entrée à la sortie, comme ci-dessus, ou avoir des boucles rétroactives. Il peut également exister un réseau local, qui n'interconnectera pas tous les neurones entre eux. Il y a donc une grande variété de structures possibles.

#### 1.4.2.a. Modèle d'un neurone

Afin de comprendre le fonctionnement des réseaux de neurones, il faut d'abord étudier le fonctionnement d'un neurone seul au sein du réseau. Le neurone artificiel reçoit un ou plusieurs signaux en entrée, combine ces signaux selon des pondérations pour éventuellement réagir à ces « stimuli » en générant un unique signal de sortie.

Par exemple, supposons que le neurone ci-dessous soit le j-ème d'une des couches cachées du réseau:

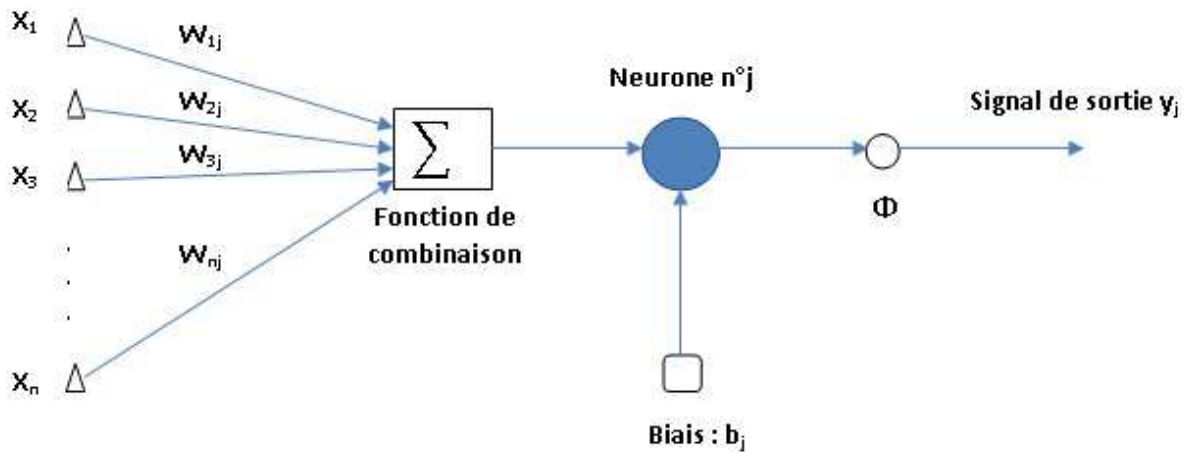


Figure 109 : Structure d'un neurone

Ce neurone a  $n$  connexions d'entrée qui lui fournissent les signaux d'entrées  $x_i, i \in [1, n]$ . Les  $W_{ij}$ , sont les poids de chaque connexion, ou synapse.  $\Phi$  est la fonction d'activation, qui permet de limiter l'amplitude et moduler la forme du signal de sortie. Cette fonction peut prendre de nombreuses formes différentes (palier, droite, sigmoïde, etc.). Le biais  $b_i$  permet de régler le seuil de déclenchement du neurone. Il faut que la somme pondérée des entrées soit supérieure au biais pour que la sortie soit enclenchée. Enfin la fonction de combinaison dépend de la structure du réseau de neurones. Une combinaison linéaire des entrées correspond à un *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Dans le cas d'un réseau du type *Radial Basis*, la fonction de combinaison correspond à la distance entre les entrées au sens de la norme Euclidienne.

#### 1.4.2.b. Calcul de la sortie du neurone

Dans le cas d'un MLP, on appelle  $U_j$  la fonction d'entrée du neurone  $j$ , elle a pour valeur :

$$U_j = \sum_i^n x_i W_{ij} \quad \text{V.1.14}$$

La sortie  $y_j$  est alors calculée de la manière suivante :

$$y_j = \Phi(U_j - b_j) \quad \text{V.1.15}$$

Les fonctions d'activation permettent de manipuler la forme du signal de sortie du neurone. Celles-ci peuvent prendre de nombreuses formes dont la plus commune est certainement la sigmoïde utilisée par exemple par [KHOT 98] et [SOAR 04]. Celle-ci prend la forme suivante :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad \text{V.1.16}$$

D'autres fonctions peuvent être utilisées, des plus simples comme une fonction linéaire du type  $f(x) = ax + b$  ou une fonction à seuil, à certaines plus élaborées comme une fonction ondelette ([CAO 08]). La Figure 110 résume les fonctions les plus couramment utilisées.

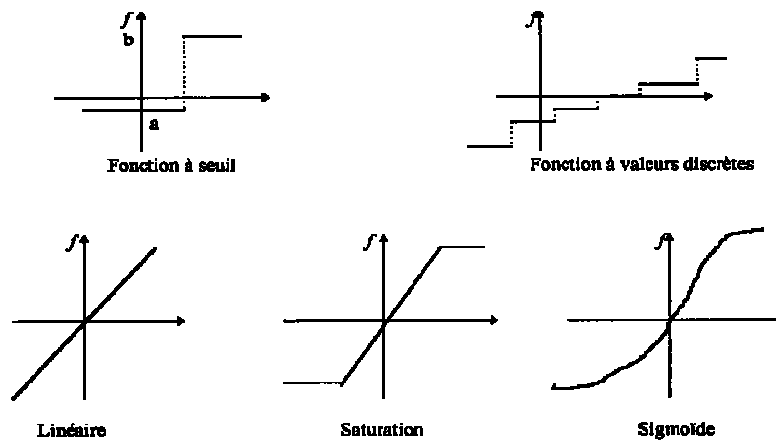


Figure 110 : Différentes fonctions d'activation

Le réseau de neurones artificiel permet d'approximer une fonction, il calcule un vecteur de sortie  $y_k, k \in [1 \dots m]$  avec  $m$  le nombre de sorties, pour un vecteur d'entrée  $x_i, i \in [1 \dots n]$  avec  $n$  le nombre d'entrées. Pour cela, les poids  $W_{ij}$  et les biais  $b_j$  sont ajustés avec une fonction d'activation donnée lors d'une phase d'apprentissage où pour plusieurs vecteurs d'entrée  $x$  donné, le vecteur de sortie  $y$  est connu.

Pour un *Radial Basis Neural Network*, la structure n'est du réseau est différente tout comme le calcul de la sortie. Nous appelons  $x_c$  un vecteur d'entrées connues pour l'apprentissage et  $y_c$  le vecteur de sorties correspondantes. Le réseau de neurones est alors une fonction d'interpolation  $F$  prenant la forme suivante [SCHW 01] :

$$F(x) = \sum_{c=1}^M W_c \Phi(\|x - x_c\|) \quad \text{V.1.17}$$

avec  $M$  le nombre de données entrée-sortie connu.

Comme pour les réseaux MLP, des poids  $W$  sont à déterminer lors de la phase d'entraînement, et une fonction d'activation  $\Phi$  est utilisée. Par contre cette fois-ci c'est la distance entre l'entrée  $x$  de la fonction  $F$  et les données connues  $x_c$  au sens de la norme Euclidienne qui est utilisée pour déterminer la sortie de la fonction.

### 1.4.2.c. Exemple de fonctionnement d'un réseau de neurones MLP

Soit un réseau de neurones comprenant une couche d'entrée notée  $a$ , deux couches cachées notées  $b$  et  $c$ , et une couche de sortie notée  $d$ . Chacune de ces couches aura respectivement  $m, n, o, p$  neurones.  $p$  sera fixé à 1, et  $f$  représente la fonction d'activation.

Calcul de la sortie du réseau de neurones V.1.14 + V.1.15:

$$y_j^b = f\left(\sum_{i=0}^m x_i W_{ij} - b_j\right) \quad \text{V.1.18}$$

Ainsi,

$$y_k^c = f\left(\sum_{j=0}^n y_j^b W_{jk} - b_k\right) \quad \text{V.1.19}$$

$$y^d = f\left(\sum_{k=0}^o y_k^c W_{kl}\right) \quad \text{V.1.20}$$

Il existe aussi des modèles dits « récurrents » : ce sont des modèles avec des boucles rétroactives sur la sortie de chaque neurone et son entrée avec un poids  $W_{ii}$ , de telle sorte que sa sortie deviendrait

$$y'^d = f\left(\sum_{k=0}^o y_k^c W_{kl} + y^d W_{ll}\right) \quad \text{V.1.21}$$

Ce modèle permet de mieux capter la réponse dynamique d'un système sans autre rétroaction.

#### 1.4.2.d. Apprentissage

Les réseaux de neurones permettent de modéliser des fonctions non linéaires à partir de jeux de données de chaque entrée. Le modèle est entraîné sur ces données pour représenter la fonction voulue lors d'une phase d'apprentissage (*Figure 111*). Dans le cas d'un réseau de type MPL, il faut modifier les poids  $W_{ij}$  et le biais  $b_j$  de chaque neurone afin de coller au mieux aux sorties requises présentes dans les données en fonction des entrées. Il existe pour cela plusieurs algorithmes d'apprentissage. Parmi les plus utilisés, on peut retenir l'algorithme de rétropropagation du gradient (backpropagation algorithm) et l'algorithme de Marquardt-Levenberg. Le premier est présenté dans l'*Annexe A.d*, vous pouvez vous reporter à [HAGA 94] pour le second qui est une adaptation de la méthode de Newton.

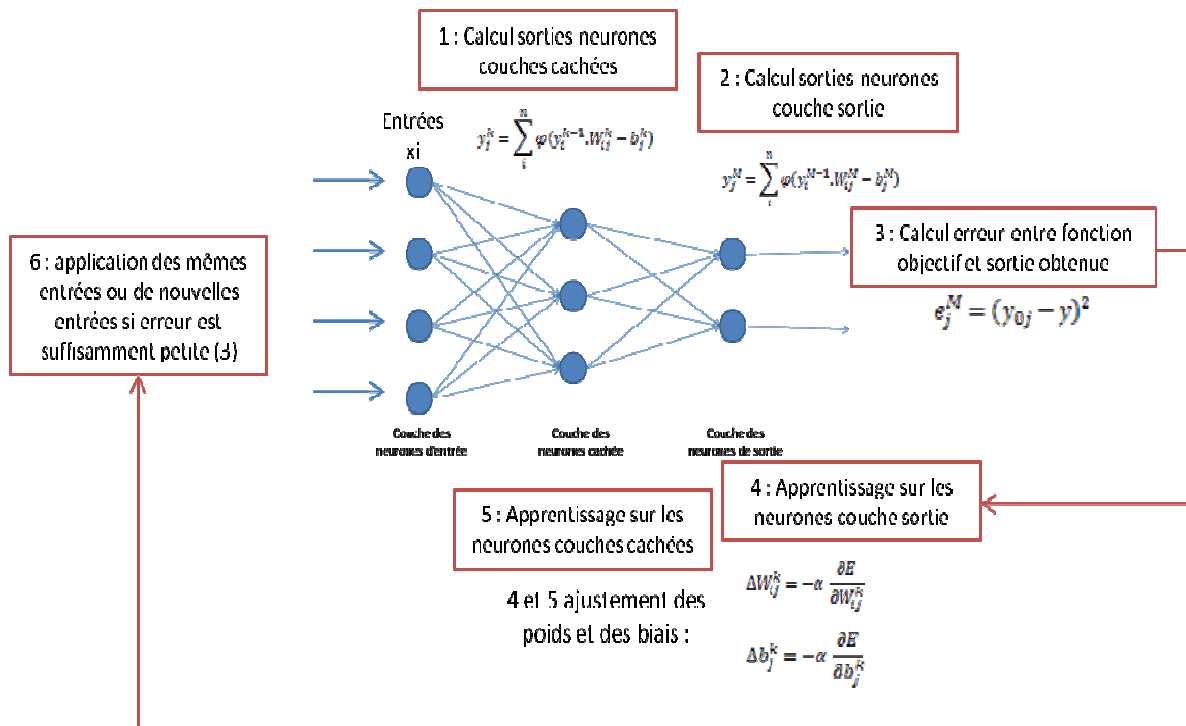


Figure 111 : Fonctionnement global d'un réseau de neurones en phase d'apprentissage

avec  $y_{0j}$  la fonction objectif de la  $j$ -ième sortie du réseau de neurones,  $M$  le nombre de couches du réseau, et  $\alpha$  le taux d'apprentissage.

L'apprentissage suit le fonctionnement suivant :

- ✓ application des premières entrées du jeu de données.
- ✓ Calcul des sorties des neurones de chaque couche (1 et 2).
- ✓ Calcul des erreurs entre chaque sortie du réseau de neurones artificiels et la fonction objectif correspondante (3). Si erreur suffisamment faible, passe directement à (6) pour application de nouvelles entrées. Sinon (4).
- ✓ Application d'un algorithme d'apprentissage sur le réseau de neurones (4 et 5).
- ✓ Nouveau calcul des erreurs pour chaque sortie avec les mêmes entrées. Si la précision est suffisante, passer aux entrées suivantes du jeu de données, et recommencement à partir de 1. Sinon, application de l'algorithme d'apprentissage (4) et (5).

Les *Radial Basis Neural Network* [BROO 88] sont un type de réseaux de neurones comprenant au total trois couches, la couche d'entrée, une couche cachée et la couche de sortie. Il y a plusieurs possibilités pour entraîner le réseau de neurones, trois possibilités différentes sont présentées par [SCHW 01].

#### 1.4.2.e. Utilisation pour la prévision météorologique

Les réseaux de neurones ont souvent ([SOAR 04], [ROSE 58], [TASA 02]) été utilisés pour la prévision de variables météorologiques. En effet, leur capacité à modéliser des fonctions complexes

et non linéaires les rendent très adaptés à notre problème. D'après la littérature, l'étalonnage d'un réseau de neurones nécessite un nombre de données raisonnable, d'une année de données pour [TASA 02] à cinq années pour [SOAR 04]. Il est difficile de déterminer les valeurs des très nombreux paramètres caractérisant le réseau de neurones : nombre de couches, nombre de neurones par couches, nombre d'entrées, nombre de sorties, fonction d'activation, et algorithme d'apprentissage. La détermination du réseau de neurones idéal est par conséquent longue et nécessite de nombreux essais. La mise en place de ces modèles requiert une première phase d'entraînement nécessitant de nombreuses données et pouvant s'avérer très longue si la fonction à modéliser est complexe.

Les réseaux de neurones se placent dans le cadre de la création d'un modèle météorologique déterministe, ils sont par conséquent à comparer aux processus ARMA au niveau de la prévision.

## 2. APPLICATION À LA MODÉLISATION DES DONNÉES CLIMATIQUES LOCALES

Les deux méthodes retenues pour la modélisation des conditions climatiques ont été appliquées à un cas d'étude. Il s'agit des maisons de la plateforme INCAS de l'Institut National de l'Énergie Solaire (INES) à Chambéry. L'objectif est de modéliser le rayonnement solaire et la température de l'air extérieur sur ce site et d'utiliser les modèles mis en place pour prévoir ces grandeurs à un pas de temps horaire.

Dans un premier temps, **une étude de sensibilité** est menée sur les bâtiments INCAS afin d'évaluer l'ordre de grandeur de la précision des prévisions climatiques locales requises pour limiter l'erreur sur la consommation énergétique du bâtiment qui sera calculée par simulation thermique dynamique du bâtiment. Pour effectuer une bonne mesure de la performance du modèle, il est également important de savoir comment mesurer l'erreur entre les prévisions du modèle et les mesures. Ces deux aspects, étude de sensibilité et mesure de l'erreur, forment la première partie de cette partie.

La modélisation des variables climatiques locales peut être simplifiée par l'utilisation de séries temporelles différentes du rayonnement solaire et de la température. C'est pourquoi nous avons travaillé sur deux séries temporelles plus adaptées, l'indice de clarté remplaçant le rayonnement solaire et l'écart à la normale saisonnière remplaçant la température. La méthode pour obtenir ces séries temporelles intermédiaires est traitée dans un deuxième temps.

Les deux dernières parties exposent la mise en place des modèles d'évolution de la température (§ 2.4) et du rayonnement solaire (§ 2.5) en utilisant à chaque fois les réseaux de neurones et les chaînes de Markov tout en comparant les résultats de ces deux méthodes pour la prévision de la série temporelle ciblée.



## 2.1. Mesure de la qualité de la prévision

La prévision météorologique consiste à prévoir l'état futur de grandeurs physique liées à l'état instantané et local de l'atmosphère. Or cette prévision est rendue difficile par deux causes principales : le caractère chaotique et fortement variable des phénomènes intervenant au sein de l'atmosphère, qui rend les grandeurs physiques à prévoir très variables, de manière quasi-aléatoire, d'autre part l'incertitude des mesures réalisées pour étalonner les modèles permettant la prévision, due à la limite de précision inhérente aux capteurs et aux erreurs de relevé. Par exemple, certaines des données mesurées peuvent être mal reportées, d'autres peuvent se perdre ou être accidentellement modifiées. De plus ces données sont mesurées par des satellites ou des centres météorologiques et non pas à proximité directe du bâtiment, ce qui augmente encore le facteur d'incertitude.

Quel que soit le modèle utilisé pour la prévision météorologique, il ne fournira donc jamais les résultats mesurés. Déterminer le « meilleur » modèle revient donc à choisir celui dont les prévisions se rapprochent le plus de la mesure. Pour évaluer la performance du modèle, plusieurs indicateurs peuvent être utilisés.

On définit d'abord l'erreur  $e$  comme la différence entre la réalisation à  $t+k$  de la grandeur à prévoir,  $X(t+k)$ , et sa valeur prédite au temps  $t$  pour le même instant  $t+k$ ,  $X'(t+k|t)$ .

$$e(t+k|t) = X(t+k) - X'(t+k|t) \quad \text{V.2.1}$$

Cette erreur constitue une série temporelle qu'il est possible de décomposer en deux parties : une partie constante qui est la moyenne de l'erreur (biais systématique ou écart moyen relatif)  $\mu_e$  et une partie évolutive  $\varepsilon_e$ .

$$e(t+k|t) = \mu_e + \varepsilon_e(t+k|t) \quad \text{V.2.2}$$

Le biais systématique  $\mu_e$  est défini comme la moyenne de l'erreur sur la période considérée :

$$\mu_e = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N e(t+k|t) \quad \text{V.2.3}$$

Il peut s'annuler et l'erreur est alors centrée.

Par construction, la partie évolutive  $\varepsilon_e$  est centrée :

$$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_e(t+k|t) = 0 \quad \text{V.2.4}$$

L'Erreur Moyenne Absolue (EMA) est très proche du biais décrit précédemment :

$$EMA = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |e(t + k|t)| \quad \text{V.2.5}$$

Elle permet de mesurer la moyenne de la valeur absolue des erreurs sur toutes les données.

Une autre mesure de la performance est l'Erreur Quadratique Moyenne qui permet de donner plus de poids aux erreurs les plus grandes:

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (e(t + k|t))^2 \quad \text{V.2.6}$$

L'Erreur Type est la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne :

$$ET = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (e(t + k|t))^2} \quad \text{V.2.7}$$

Ces deux dernières méthodes de mesure de la performance ne sont pas utilisées dans ce manuscrit de thèse, ce sont la moyenne des erreurs (biais systématique) et l'EMA qui sont utilisées.

## 2.2. Étude de sensibilité

Quelle que soit la méthode retenue pour modéliser les variables climatiques, celle-ci devra répondre à différents critères pour être validée. On en retiendra deux principalement : la précision du modèle, c'est-à-dire sa capacité à prédire la température et le rayonnement solaire au plus près de la réalité, et sa facilité de mise en œuvre. Ce dernier critère prend en compte la complexité de la mise en place du modèle, le temps de simulation et le nombre de données nécessaires (historique) à sa réalisation.

Le critère de précision est assez délicat à interpréter. En effet, en météorologie, le caractère chaotique et fortement variable des phénomènes intervenant au sein de l'atmosphère rendent la prévision ardue : il est donc très difficile de prédire avec une grande précision la température ou le rayonnement solaire du lendemain, spécialement avec les modèles purement mathématiques présentés plus haut. Mais alors sur quel critère considérera-t-on que notre modèle est suffisamment précis ? Quelles sont les exigences dans le cas de la gestion énergétique d'un bâtiment ?

Pour répondre à ces questions, une étude de sensibilité est conduite sur les besoins de chauffage du bâtiment quand il est exposé à un changement de température ou de rayonnement solaire. En fonction du niveau de précision qui est retenu pour les besoins de chauffage, il est possible d'en déduire la précision nécessaire pour les prévisions obtenues par notre modélisation du climat local.

### *2.2.1. Les critères caractérisant l'impact du modèle météorologique sur le bâtiment*

Dans le cadre d'une mise en place d'une stratégie de gestion énergétique du bâtiment, deux fonctions de coût sont étudiées : la consommation énergétique totale du bâtiment et le confort de l'habitant.

La question du confort de l'habitant peut être prise en compte de manière simplifiée en considérant que l'on maintient la température des pièces du bâtiment dans un certain domaine dit « de confort », entre 19 °C et 26 °C par exemple ou en prenant en compte une notion de confort adaptatif. Nous nous intéressons donc plus particulièrement à la consommation énergétique totale du bâtiment. Celle-ci est le résultat de la consommation énergétique de trois domaines différents : le chauffage de l'eau sanitaire, la consommation énergétique propre à l'habitant (électroménager, etc.) et le chauffage ou le rafraîchissement du bâtiment. Le climat local à l'extérieur du bâtiment influence majoritairement ce dernier domaine.

Le nombre de jours au cours de l'année où la température extérieure dépasse la limite supérieure du domaine de confort (26 °C) est relativement petit. Pour anticiper ce problème, il serait possible d'installer un système de climatisation afin de réguler les températures trop élevées. Mais compte tenu de la faible occurrence de ce phénomène au cours de l'année, du surcoût économique et de la surconsommation énergétique du bâtiment que cette solution engendre, nous considérons qu'il n'y a pas de climatisation à l'intérieur du bâtiment, donc pas de consommation énergétique associée. Par conséquent, nous avons choisi comme critère indicatif de l'impact de la météorologie sur le bâtiment, les besoins en chauffage annuels, exprimés en kWh.

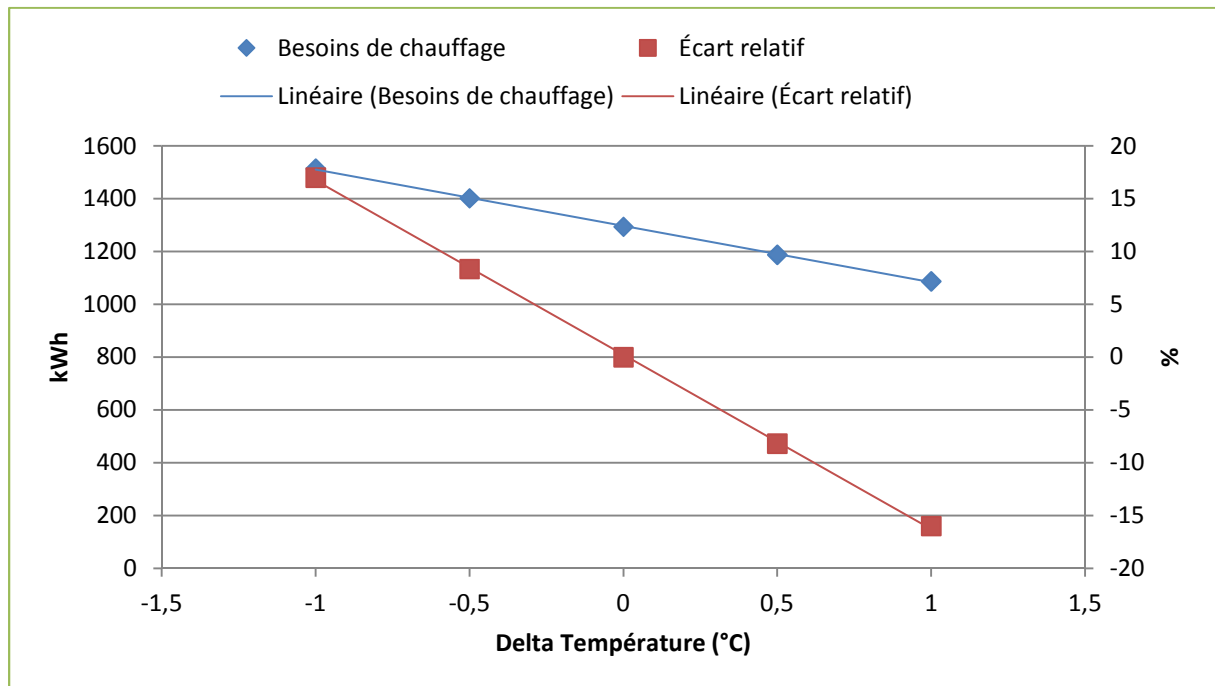
### *2.2.2. Étude de sensibilité*

Pour cette étude de sensibilité, nous avons travaillé sur un modèle de bâtiment de l'une des maisons INCAS de Chambéry. Ce modèle est celui présenté dans le premier chapitre de ce manuscrit de thèse. Les données météorologiques utilisées comme référence sont les données horaires d'une année-type au format TRY issues de la station météo de Mâcon. Cette station est la plus proche de Chambéry dont les données étaient facilement disponibles. Une correction a été effectuée sur les températures afin de tenir compte de la différence d'altitude (0,6 °C pour 100 m)

#### Influence de la température

Sur cette première étude de sensibilité, la moyenne annuelle de la température de l'air extérieur est modifiée uniformément en ajoutant ou soustrayant 0,5 °C ou 1 °C à chaque température figurant dans le fichier météorologique de référence, toutes choses égales par ailleurs (notamment les valeurs de rayonnement solaire).

Sur la *Figure 112*, l'axe des abscisses représente les scénarios de températures envisagés. Le chiffre 0 représente le scénario de référence, le chiffre -1 représente le scénario de référence -1 °C en moyenne annuelle, etc. Nous observons qu'un écart de température de +/- 0,6 °C en moyenne annuelle par rapport à la référence entraîne une erreur supérieure d'environ 10 % sur la consommation annuelle de chauffage.



**Figure 112: Besoins de chauffage annuels et écart relatif par rapport à la référence en fonction du scénario de température envisagé**

Sur cette étude la moyenne de la température extérieure est modifiée. Or lors de prévisions météorologiques, l'erreur moyenne peut être nulle ou proche de 0 malgré des écarts importants par rapport aux valeurs des données réelles. En effet deux erreurs peuvent se compenser et ainsi en moyenne il n'y a pas d'erreur sur la prévision. C'est pourquoi il est important de regarder l'écart moyen absolu (EMA) entre les prévisions et les données réelles en plus de l'écart moyen relatif. Nous nous sommes intéressés à l'impact sur la consommation énergétique annuelle du bâtiment d'une série de données de la température extérieure ayant un EMA de 0,5 °C, 1 °C, etc. avec la série des données réelles de la température réelle. Pour cela, les températures horaires du premier jour sont par exemple augmentées d'un degré alors que celles de la deuxième journée sont diminuées d'un degré, et ainsi de suite, ainsi l'EMA entre les deux séries de données est de 1, avec un écart moyen relatif de 0. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant.

$\Delta$ Température (EMA)	0	0.5	1	2.5
Besoins de chauffage (kWh)	1294	1294	1293	1292
Écart relatif %	0	0	0.07727975	0.15455951

**Tableau 22 : Impact d'une série de température extérieure sur les besoins énergétique du bâtiment en fonction de l'EMA à la série de température originelle**

On observe qu'un changement de la série temporelle résultant à une différence moyenne nulle par rapport à la série originelle n'a quasiment aucune conséquence sur la consommation énergétique du bâtiment, et ce quel que soit l'EMA entre les deux séries de température. Le bâtiment étant très bien isolé, des changements moyens nuls de la température extérieure n'ont quasiment aucun impact sur celui-ci.

Lors de la mise en place du modèle de prévision météorologique locale, il est donc très important que l'écart moyen relatif entre les deux séries temporelles de la température soient proche de 0, l'EMA entre les deux séries temporelles est alors moins important.

#### Influence du rayonnement solaire

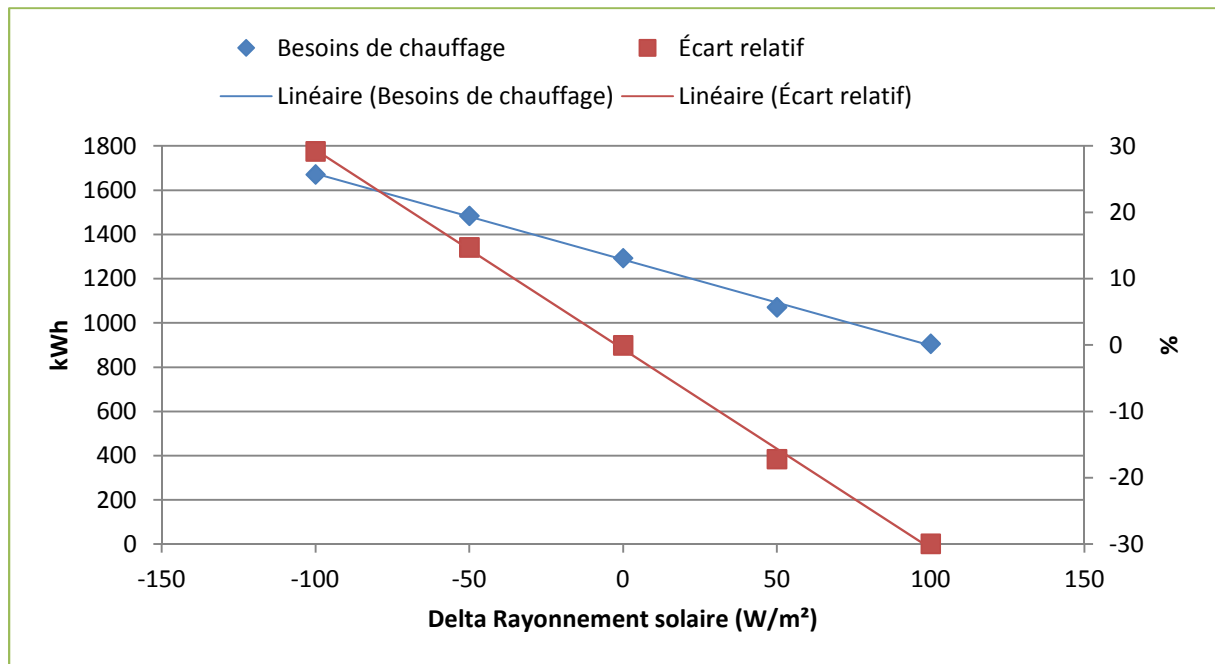
Les relevés météorologiques concernant le rayonnement solaire comportent trois séries (voir également annexe C):

- le *rayonnement direct normal*, c'est-à-dire provenant directement du disque solaire et reçu perpendiculairement à sa direction de propagation,
- le *rayonnement diffus horizontal*, provenant du reste de la voûte céleste et qui a subi diverses modifications en traversant l'atmosphère, comme la réverbération par les nuages par exemple, et
- le *rayonnement global horizontal*, somme des rayonnements direct horizontal et diffus horizontal.

Dans le fichier météorologique utilisé, ces trois séries sont exprimées en  $J/cm^2$ . Pour des raisons de simplicité elles ont été converties en  $W/m^2$ . Le rayonnement solaire présente une différence notable par rapport à la température : il est nul pendant plusieurs heures d'affilées, la nuit. Il est ainsi possible de se passer de ces heures, la prédiction du rayonnement solaire étant sûre pour ces périodes.

Pour cette étude de sensibilité, les moyennes des trois séries temporelles ont été légèrement déplacées en ajoutant ou soustrayant une valeur fixe uniquement pour les valeurs non nulles du rayonnement (afin de ne pas prendre en compte les valeurs nocturnes), toutes choses égales par ailleurs (notamment les valeurs de la température extérieure).

Sur la *Figure 113*, l'abscisse correspond à l'écart moyen (en  $W/m^2$ ) par rapport au scénario de référence. Avec les mêmes critères de précision que pour la température, c'est-à-dire +/- 10 % de précision sur les besoins de chauffage totaux du bâtiment, l'écart maximal admissible pour la prévision du rayonnement solaire est de +/-  $35W/m^2$ .



**Figure 113 : Besoins de chauffage annuels et écart relatif par rapport à la référence en fonction du scénario de rayonnement solaire envisagé**

Comme pour la température extérieure, on s'intéresse maintenant à l'évolution des besoins de chauffage dans le bâtiment si la série temporelle du rayonnement solaire global horizontal est modifiée pour avoir un EMA différent mais une erreur moyenne nulle. Les résultats sont présentées sur la *Figure 114*. Encore une fois si la moyenne des différences entre la série temporelle réelle et celle modélisée est nulle, l'impact d'un EMA entre les deux séries temporelles est faible avec un écart de 8% pour une erreur sur la prévision de 150 W /m<sup>2</sup> en moyenne absolue. Il est donc important d'avoir des écarts moyens relatifs faibles entre la série temporelle réelle et la série temporelle modélisée, les écarts moyens absolu ont un impact moins important sur les besoins de chauffage du bâtiment.

Il est important de noter que même si l'EMA entre les deux séries temporelles n'a pas un impact important sur les besoins de chauffage annuels, sur un cas particulier d'une journée ou d'une semaine, la différence pourrait être non négligeable. De la même façon même si les besoins de chauffage sont très peu modifiés, il y aura un impact sur une régulation énergétique d'un bâtiment qui réagit à un pas de temps horaire voir inférieur. En moyenne sur l'année l'impact est faible, mais pas forcément sur des intervalles de temps plus faibles. Il est donc important par la suite d'obtenir des séries temporelles modélisées avec un EMA le plus faible possible par rapport à la série temporelle réelle.

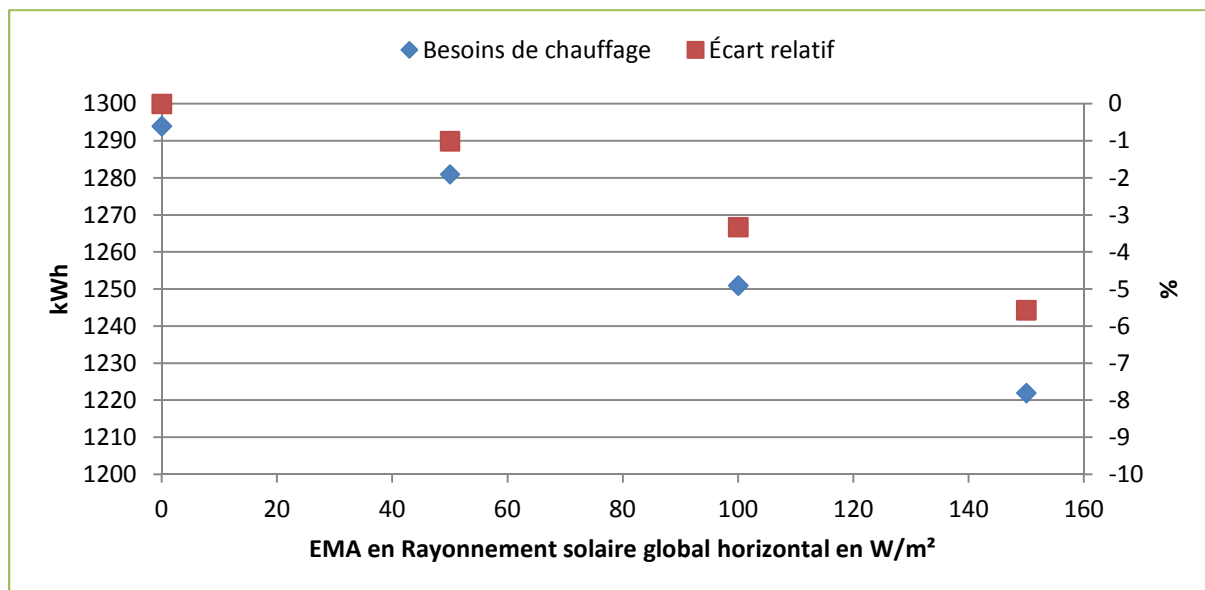


Figure 114 : Besoins de chauffage annuels et écart relatif par rapport à la référence en fonction du scénario de rayonnement solaire envisagé

## 2.3. Traitement des variables d'entrées pour les chaînes de Markov

### 2.3.1. Récupération des données nécessaires à la modélisation de la température et du rayonnement solaire

Les données utilisées pour la modélisation de la température sont issues du site web <http://www.meteociel.fr> fournissant les données horaires de la température de la station météorologique de Chambéry (proche du lieu de construction du bâtiment de notre cas d'étude) pour les sept dernières années, de 2003 à 2009. Certaines données – moins de 5 % d'entre elles – sont manquantes. Celles-ci ont donc été calculées comme étant la moyenne des températures des heures précédentes et suivantes. Quand plusieurs heures de données étaient manquantes à la suite, elles ont été calculées comme étant la moyenne des températures à la même heure des deux jours précédant et des deux jours suivant l'heure manquante.

Les données recueillies sont les températures horaires selon l'heure de Paris<sup>1</sup>. Les données recueillies pour le rayonnement solaire sont exprimées en heure universelle. Afin de standardiser toutes les données, celles de la température ont été exprimées en heure universelle également.

<sup>1</sup> Fuseau *Central European Time*, avec heure d'été (CEST), correspondant au temps universel +1 en hiver, +2 en été.

Les données utilisées pour la modélisation du rayonnement solaire sont issues de la base de données Helioclim-3 de SoDa (Solar Radiation Data). Cette base de données comprend différentes valeurs telles que le rayonnement solaire et le rayonnement extra-terrestre issues d'observations satellite pour la ville de Chambéry pendant cinq années, de 2005 à 2009.

Perez a montré dans [PERE 92] que les valeurs issues de satellites marquent une différence de l'ordre de 20 % par rapport aux mesures. Les valeurs de température non renseignées de la station météorologique de Chambéry diminuent également la qualité des données et donc du modèle météorologique. Par conséquent, améliorer la précision des données requiert idéalement de réaliser directement sur le bâtiment les mesures de la température de l'air extérieur et du rayonnement solaire. Quand les données auront ainsi été mesurées pendant plusieurs années avec une meilleure précision, le modèle météorologique développé pourra être ré-étalonné avec ce nouveau jeu de données, afin d'améliorer la précision de ses prévisions.

### *2.3.2. Passage aux variables climatiques intermédiaires*

La température et le rayonnement solaire sont des séries temporelles variant fortement au cours de l'année, sur une plage de variation supérieure à 40 °C pour la température et d'environ 1000 W/m<sup>2</sup> pour le rayonnement solaire. La plage de variation de ces deux séries temporelles est beaucoup trop grande pour la définition de matrices de transition. Elles nécessiteraient la mise en place de matrices de tailles trop importantes pour être facilement manipulables. Il est donc nécessaire de remplacer chacune de ces variables par une variable la caractérisant mais comprenant un intervalle de variation plus faible et si possible borné.

#### **2.3.2.a. L'écart à la normale saisonnière : la variable climatique intermédiaire de la température**

La température a été remplacée par son écart à la normale saisonnière, cette donnée admettant une plage de variation plus limitée et permettant toujours de modéliser celle-ci. La normale saisonnière est définie comme étant la valeur moyenne d'une donnée sur trente ans. Aucune normale saisonnière de la température horaire sur la ville de Chambéry n'étant disponible, deux approches ont été utilisées pour essayer de l'évaluer.

La première méthode consiste à utiliser une année-type fournie avec le logiciel COMFIE. Cette année-type est créée à partir de 20 années de données, en sélectionnant dans chaque année réelle des séquences de quelques journées de manière à respecter au mieux les moyennes mensuelles des paramètres climatiques (température, rayonnement solaire, vitesse du vent, humidité,...). Ainsi chaque jour de l'année-type correspond à un jour réel dont les données ont été prises sur l'année présentant l'évolution la plus normale parmi les 20 années étudiées pour cette période. En utilisant ce type de modélisation, les caractéristiques dynamiques des séquences de jour sont conservées. Comme il n'y a pas d'année-type pour Chambéry, c'est celle de la ville la plus



proche, Mâcon, qui a été utilisée, corrigée de la différence de température due à l'altitude, de  $-0.6\text{ }^{\circ}\text{C}$  pour 100 m. L'année-type obtenue a ensuite été corrigée des évolutions trop rapides par l'application d'une moyenne glissante sur treize jours, le jour considéré, les six jours le précédant et les six jours suivant. Le résultat obtenu pour la douzième heure de la journée est montré sur la *Figure 115*. La *Figure 116* montre l'évolution de l'écart entre la température de l'année 2003 et la température de la *Figure 115*. L'écart moyen à la température n'est pas centrée sur 0 mais sur  $+2\text{ }^{\circ}\text{C}$  et sa variation est située sur une plage d'environ  $15\text{ }^{\circ}\text{C}$ , entre  $-5\text{ }^{\circ}\text{C}$  et  $+10\text{ }^{\circ}\text{C}$  (principalement dû à l'épisode de canicule de l'été 2003).

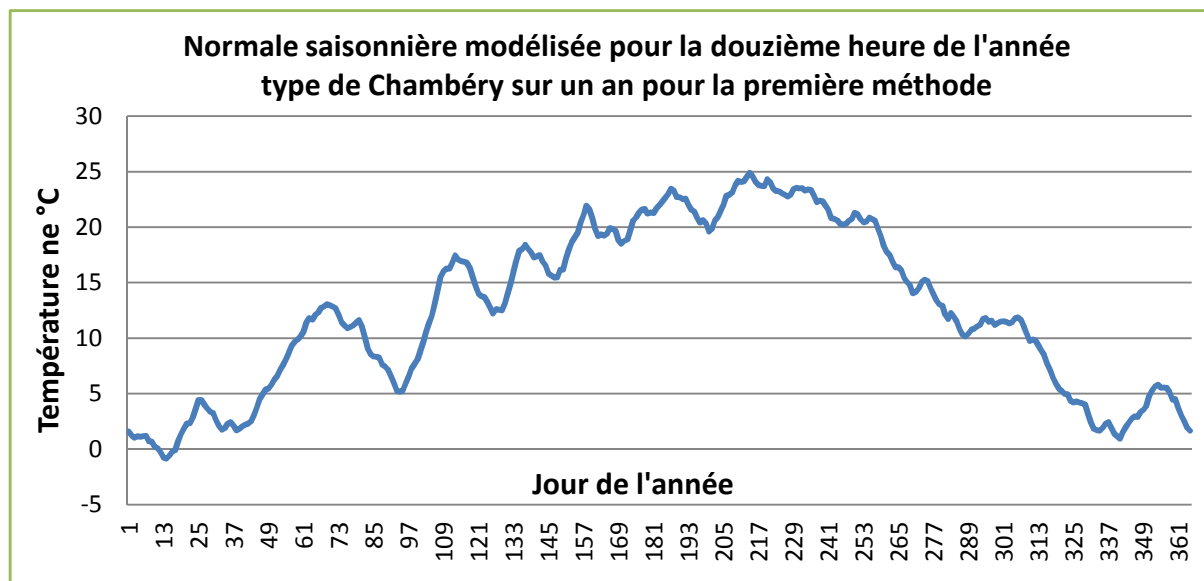
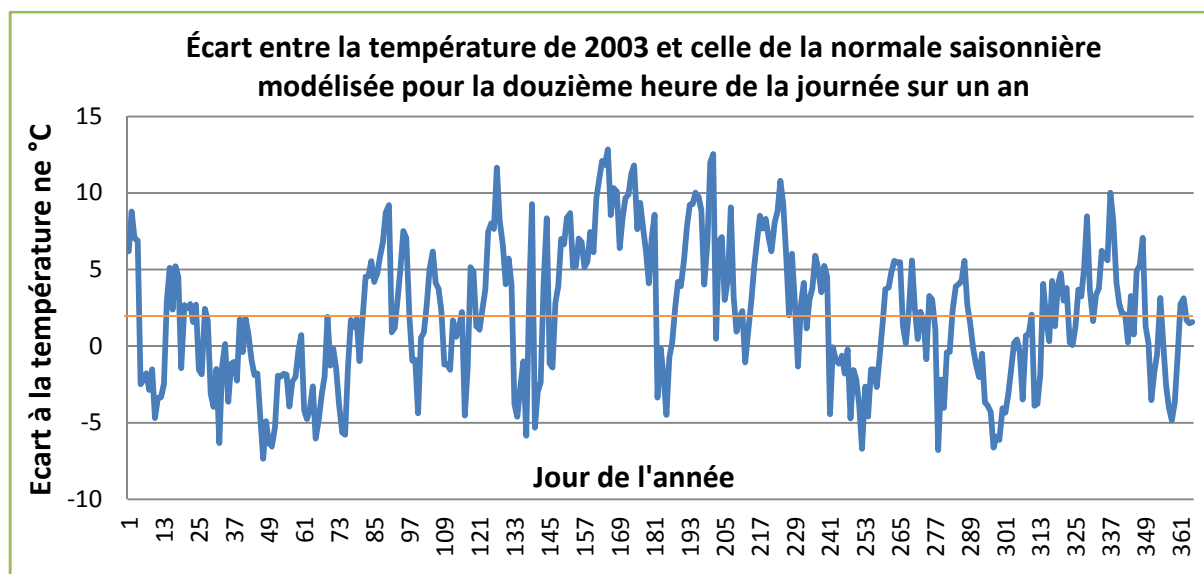
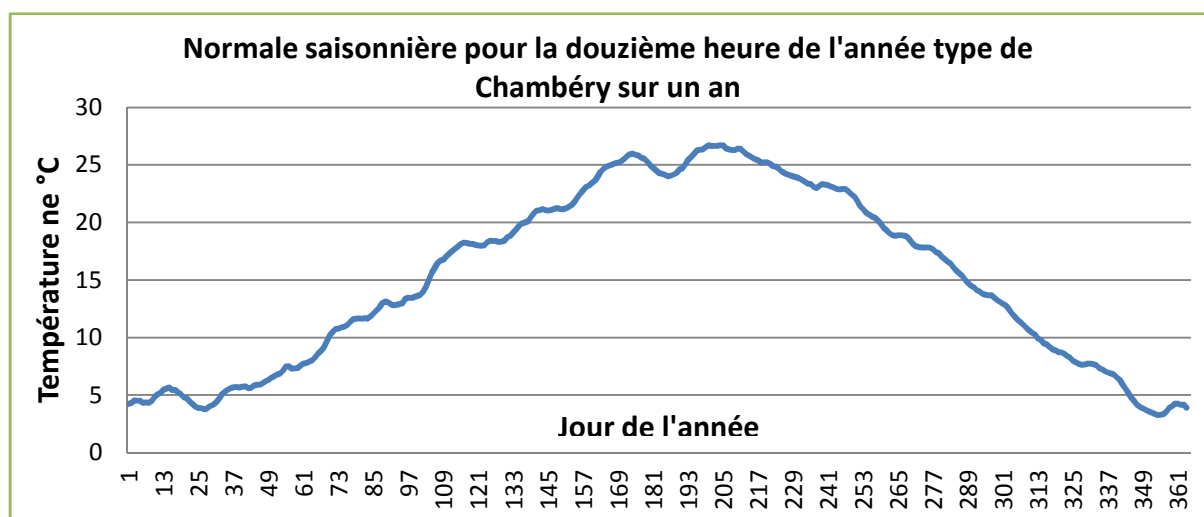


Figure 115 : Normale saisonnière, modélisée pour la douzième heure de l'année par la première méthode



**Figure 116 : Écart entre la température de 2003 et la normale saisonnière obtenue par la première méthode**

La deuxième méthode pour modéliser la normale saisonnière consiste à effectuer une moyenne statistique horaire des températures des sept dernières années, les seules étant à notre disposition. Chaque température est alors la moyenne des températures des années 2003 à 2009. Le nombre d'années de données nécessaires pour une normale saisonnière est de trente. Avec seulement sept années disponibles, la modélisation de la normale saisonnière est plus sensible aux années atypiques, comme lors de la canicule durant l'été 2003. L'année-type obtenue a également été corrigée d'une moyenne glissante sur treize jours afin de lisser légèrement la courbe des températures. La tendance obtenue (*Figure 117*) est plus linéaire que celle obtenue avec la première méthode. Cette méthode présente aussi un meilleur résultat pour le tracé de l'écart entre la normale saisonnière modélisée et les températures de l'année 2003. En effet, la plage de variation de la température est restreinte sur une plage de 10 °C qui de plus est centrée sur 0 (*Figure 118*). C'est cette normale saisonnière qui sera donc utilisée pour la modélisation et la prévision de la température. Il suffit, une fois l'écart à la normale saisonnière prédit, d'ajouter la valeur de la normale saisonnière de la *Figure 117* pour obtenir la température prédite.



**Figure 117 : Normale saisonnière pour la douzième heure de l'année obtenue par la deuxième méthode**

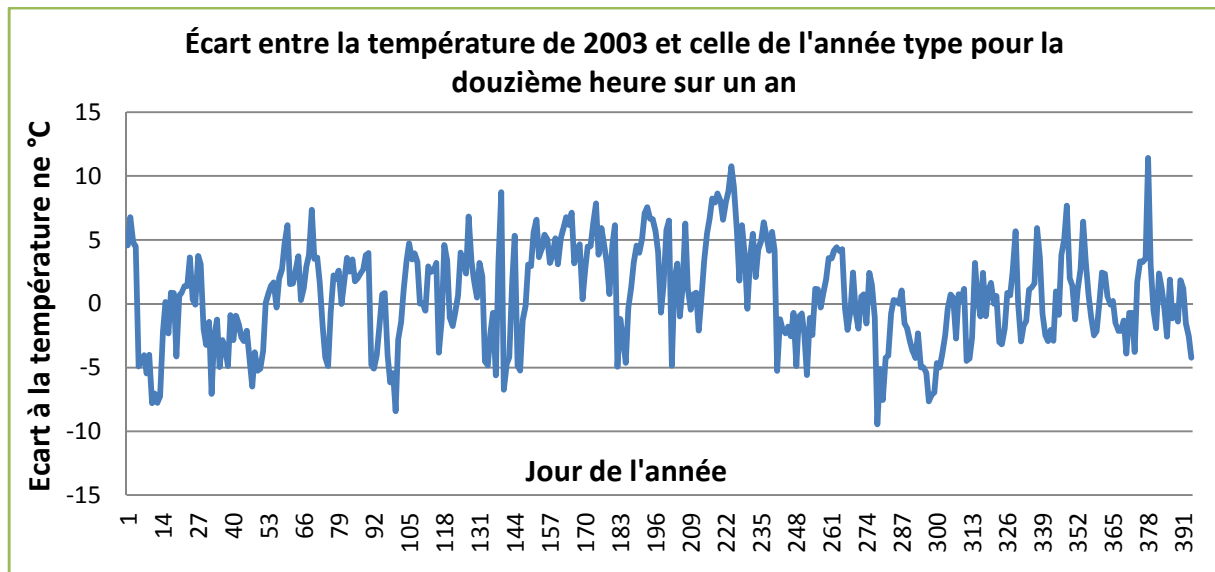


Figure 118 : Écart entre la température de 2003 et la normale saisonnière obtenue par la deuxième méthode

### 2.3.2.b. L'indice de clarté : la variable climatique intermédiaire du rayonnement solaire

Le même travail a été effectué sur le rayonnement solaire afin de diminuer la plage de variation de ce dernier. Pour cela, le rayonnement solaire a été remplacé par l'indice de clarté.

L'indice de clarté (clearness index)  $K_T$  a été défini par Liu and Jordan en 1966 par le rapport entre le rayonnement global reçu au sol ( $H$ ) et le rayonnement incident avant de traverser l'atmosphère ( $H_0$ ) [DUFF 91] :

$$K_T = \frac{H}{H_0} \quad \text{V.2.8}$$

Cet indice représente la part du rayonnement hors atmosphère  $H_0$  qui atteint finalement le sol. Plus l'atmosphère est transparente, et plus cette part est élevée (ciel très clair ou point d'observation situé en altitude). Inversement, un indice de clarté faible indique que l'atmosphère est chargée en gouttelettes d'eau (nuages) ou en aérosols (poussières) qui absorbent, réfléchissent ou diffusent le rayonnement en l'empêchant d'atteindre le sol. Cet indice donne une idée de la transparence de l'atmosphère au niveau du point d'observation et permet de calculer le rayonnement incident à partir du rayonnement hors atmosphère. Or, ce dernier peut être facilement calculé. En effet, l'intensité du rayonnement émis par le soleil étant peu variable, sa valeur dépend essentiellement de la mécanique céleste (position relative de la Terre et du Soleil, rotation de la Terre sur son axe) qui est aujourd'hui bien établie. Le détail de ce calcul est présenté ci-après.

Les valeurs de  $H_0$  dépendent de deux phénomènes différents. Tout d'abord la variation des émissions solaires issues des éruptions solaires, qui est inférieure à 2 %. Cette dernière valeur est

contestée, certains pensent qu'elle est d'ordre bien moindre, environ 0,2 %, [DUFF 91]. On remarque qu'une activité très réduite du soleil entraîne une variation de l'ordre de 0,2 %. On peut donc considérer que l'énergie émise par le soleil ne varie pas en fonction des éruptions solaires de notre point de vue. Le deuxième facteur influent est la distance Terre-Soleil qui varie continuellement au cours de l'année. Cette distance engendre une fluctuation d'environ 3 % du flux solaire. Cette variation de l'intensité du rayonnement extra-terrestre reçu par la terre est définie dans l'annexe D. Pour le cas d'étude de Chambéry, SODA fournit directement les données du rayonnement extra-terrestre :

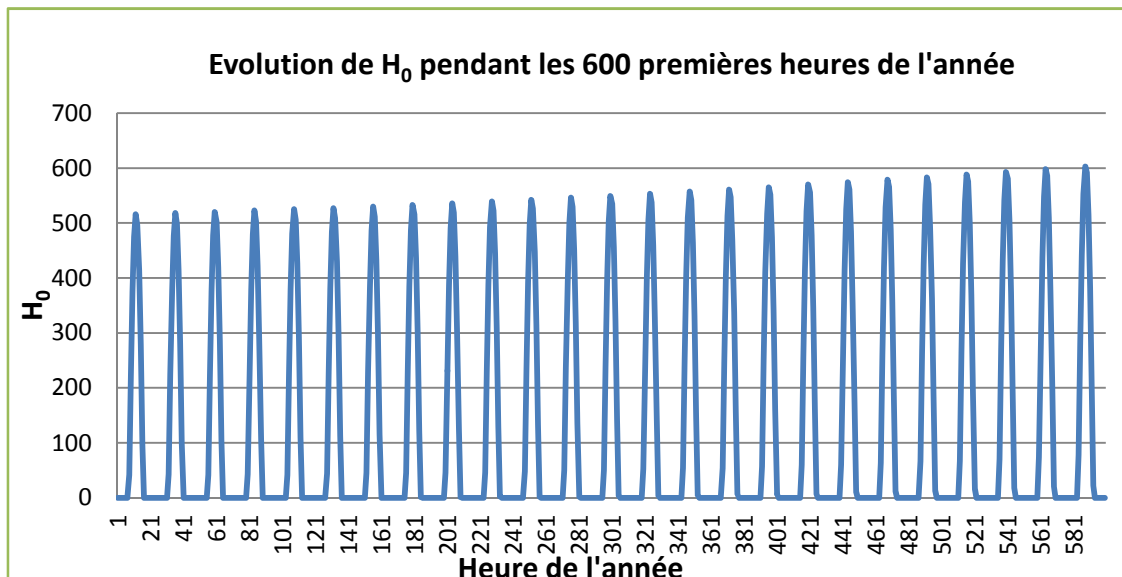


Figure 119 : Évolution de  $H_0$  pendant les 600 premières heures de l'année

La courbe de l'évolution de  $H_0$  marque des retours à zéro correspondant aux nuits. La tendance générale de la courbe est croissante pour les six cents premières heures de l'année ce qui correspond à la sortie graduelle de l'hiver.

*Remarque :* Les données issues de la base de données Helioclim-3 sont utilisées afin de calculer l'indice de clarté. Celles-ci comprennent des extrapolations aux heures frontières entre le jour et la nuit et ne sont donc pas issues de réelles mesures. La fiabilité des données pour ces heures est très faible. De plus, l'indice de clarté étant le résultat d'un quotient entre le rayonnement solaire reçu et le rayonnement solaire extra-terrestre, et les valeurs du rayonnement extra-terrestre pour les heures frontières étant faibles, le coefficient de clarté perd encore plus de précision à ces heures. La moindre erreur de précision sur une valeur petite a un impact important, impact encore augmenté par le quotient effectué pour le calcul de l'indice de clarté. C'est pourquoi toutes les valeurs du rayonnement extra-terrestre inférieures à 10  $W/m^2$  aux heures frontières ont été ignorées et prises comme nulles car les résultats obtenus avec celles-ci étaient trop différents et incohérents par rapport au reste des données.

L'indice de clarté  $K_t$  est comprise entre 0 et 1 (Figure 120), car  $H_0$  est forcément supérieur ou égal à  $H$ , l'atmosphère et les nuages dispersant une partie du rayonnement extra-terrestre. L'indice de clarté utilisé pour la modélisation varie ainsi sur une plage de données bornée et plus faible que celle du rayonnement solaire. Elle permet par conséquent une modélisation plus simple tout en gardant toutes les informations nécessaires pour calculer le rayonnement solaire.

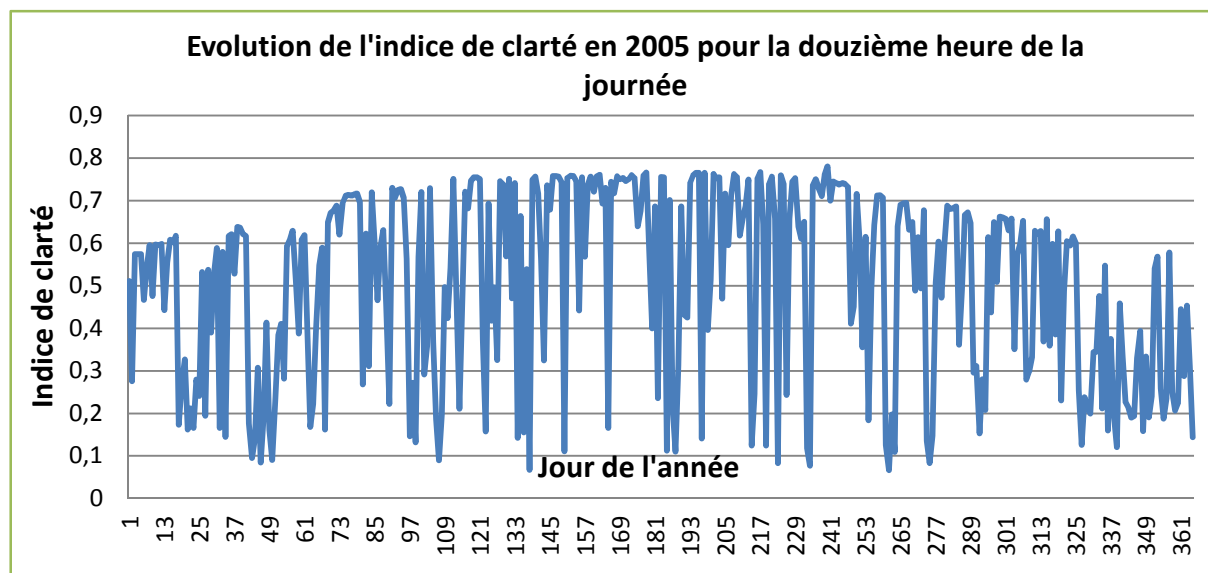


Figure 120 : Évolution de l'indice de clarté en 2005 pour la douzième heure de la journée

Lorsque l'indice de clarté a été prédit, il suffit de multiplier sa valeur par la valeur de  $H_0$  à l'heure correspondante pour retrouver la valeur du rayonnement solaire.

## 2.4. Mise en place des modèles de l'évolution de la température

### 2.4.1. Le modèle stochastique d'évolution de la température

Le modèle stochastique d'évolution de la température est de type « chaîne de Markov ». Il est appliqué à la série temporelle de l'écart à la normale saisonnière. Pour Chambéry, pour l'année 2003, cet écart à la normale saisonnière est compris entre  $-10\text{ °C}$  et  $12\text{ °C}$  (Figure 118), avec peu de valeurs au-delà de la plage  $[-6\text{ °C}, +6\text{ °C}]$ . Pour les autres années, de 2004 à 2009, le constat est sensiblement le même.

Sur l'ensemble des valeurs prises par l'écart à la normale saisonnière, une majorité d'entre-elles (92 %) se trouvent comprises entre  $-6\text{ °C}$  et  $+6\text{ °C}$ . On peut définir douze classes, divisant cet intervalle en intervalles de longueur  $1\text{ °C}$ . Pour les 8 % restant, deux classes supplémentaires sont définies, comprenant respectivement toutes les valeurs supérieures à  $6\text{ °C}$  et celles inférieures à  $-6\text{ °C}$ .

Ainsi, la matrice de Markov mise en place, s'appuyant sur la partition en 14 classes décrite précédemment, est donc de taille 14x14.

Les probabilités d'évolutions  $(p_{i,j})_{(i,j) \in [1,14]^2}$  sont calculées à partir des données des six premières années à notre disposition. La dernière année, 2009, est utilisée pour la validation des matrices formées. Le calcul des probabilités d'évolution est réalisé comme suit : une première matrice 14x14 est construite à partir des occurrences des transitions observées d'une classe à l'autre : pour chaque donnée  $d(t)$ , on identifie sa classe  $C(d(t))$ , la classe de la donnée de l'heure suivante  $C(d(t+1))$ . L'élément  $(i,j)$  de la matrice correspond au nombre de transitions relevées  $i=C(d(t)) \rightarrow j=C(d(t+1))$ . Pour obtenir les probabilités de transition, on divise chaque élément de la matrice par la somme des éléments se trouvant sur la même ligne.

En construisant de cette façon les matrices de Markov, la somme des probabilités de chaque ligne de la matrice est égale à 1, c'est donc une matrice stochastique. Un exemple de matrice de Markov est présenté dans l'Annexe F.

L'étude des chaînes de Markov dans le paragraphe § 1.4 définit deux scénarii pour la modélisation de l'écart à la normale saisonnière. Ces deux scénarii sont issus du caractère non homogène de la série temporelle de l'écart à la normale saisonnière. Les matrices de Markov ne sont applicables que si les probabilités d'évolutions  $(p_{i,j})_{(i,j) \in [1,14]^2}$  sont constantes à n'importe quel instant de la série.

#### **Scénario 1 :**

Dans le premier scénario on considère que pendant toutes les journées d'un même mois, quelle que soit l'heure, les probabilités d'évolution sont les mêmes d'une heure à la suivante. Par contre, les probabilités d'évolution horaires sont différentes d'un mois à l'autre. La série temporelle de l'écart à la normale saisonnière sur toute l'année est ainsi divisée en douze séries temporelles considérées comme homogènes. Il y a ainsi douze matrices de Markov,  $M_m$ ,  $m \in [1,12]$ , une pour chaque mois de l'année. La logique ici est, par exemple, que la probabilité de passer de 20 °C à 21 °C en une heure n'est pas la même en janvier qu'en juillet.

#### **Scénario 2 :**

Dans le second scénario, on considère que chaque heure de la journée ne présente pas les mêmes probabilités d'évolution. Par contre, ces probabilités ne changent pas suivant le jour de l'année. La série temporelle de l'écart à la normale saisonnière est ainsi divisée en vingt quatre séries temporelles, considérées comme homogènes. Il y a ainsi vingt quatre matrices de Markov,  $M_h$  avec  $h \in [1,24]$ , une pour chaque heure de la journée. La logique ici est : la probabilité de passer de 20 °C à 21 °C en une heure est différente entre minuit et midi.

#### Validation des deux modèles

La validation des matrices de changement d'état s'effectue de la manière suivante. Pour chaque heure  $h$  d'une année test n'ayant pas servi à la création des matrices, l'année 2009 ici,

l'heure suivante  $h+1$  est prédite grâce aux matrices  $M_h$  ou  $M_m$  suivant le scénario. Ces matrices ne donnent que les probabilités de transition d'un état à l'autre et non pas une valeur prédite. On utilise l'espérance mathématique pour calculer cette valeur. Ainsi, si à l'heure  $h$  la température  $T$  est comprise entre  $i < T \leq i + 1$ ,  $i \in [-6,5]$ , l'espérance mathématique  $E(T)$  de la température à l'heure  $h+1$  vaut :

$$E(T) = T_{-7}p_{i,-7} + T_7p_{i,7} + \sum_{j=-5}^5 \frac{(j+i)}{2} * p_{i,j} \quad \text{V.2.9}$$

avec  $T_7$  et  $T_{-7}$  la moyenne des écarts à la normale saisonnière supérieurs à 6 °C et inférieurs à 6 °C respectivement,  $p_{i,7}$  et  $p_{i,-7}$  leurs probabilités respectives dans les matrices  $M_h$  ou  $M_m$ ,  $p_{i,j}$  la probabilité de transition de  $i < T \leq i + 1$  à  $j < T \leq j + 1$

Il est ensuite possible de comparer l'espérance mathématique de l'écart à la normale saisonnière à l'heure  $h+1$  avec sa vraie valeur à  $h+1$  en utilisant l'écart moyen absolu (EMA).

**Scénario 1 :**

Les résultats de l'EMA entre l'écart à la normale saisonnière mesuré à  $h+1$  et celui modélisé à cette même heure pour le scénario 1 sont présentés dans le tableau suivant :

	Janvier	Février	Mars	Avril	Mai	Juin
Moyenne des erreurs (°C)	0.04	0.08	0.06	0.03	0	-0.04
EMA (°C)	0,72	0,7	0,78	0,89	0,86	0,84
	Juillet	Août	Septembre	Octobre	Novembre	Décembre
Moyenne des erreurs (°C)	0.01	-0.01	0.05	0.08	0.03	0.02
EMA (°C)	0,96	1	0,82	0,78	0,91	0,82

**Tableau 23 : EMA pour des prévisions à 1h de la température et pour le scénario 1**

Il y a donc en moyenne sur toute l'année 2009, un écart moyen absolu de 0.84 °C entre l'écart à la normale saisonnière à l'heure  $h+1$  et l'écart à la normale saisonnière calculé à la même heure grâce aux matrices de Markov et à l'utilisation de l'espérance mathématique. La moyenne des moyennes des erreurs est de 0,03 °C. Une telle erreur entraîne 2% de différence sur le chauffage du bâtiment, alors qu'un EMA de 0,74 °C n'entraîne pas de différence dans les consommations de chauffage. Les matrices de transition  $M_h$  sont donc ainsi une méthode acceptable pour prédire la température d'une heure à l'heure suivante.

Il s'agit maintenant de savoir l'ordre de grandeur de la précision de ces matrices pour des prévisions à 12 h et 24 h. À partir de la température de 12 h, la température de la 24<sup>e</sup> heure a été

prédite, et inversement, en utilisant toujours l'espérance mathématique. Pour cela, une matrice globale, la puissance 12 de  $M_m$ , a été calculée. Le même travail a été réalisé pour la prévision à 24 h. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

	12   24	24   12	12   12
Janvier	2,55	1,76	2,01
Février	1,96	2,42	2,19
Mars	1,72	2,05	1,82
Avril	1,76	2,67	2,37
Mai	1,66	2,71	2,3
Juin	1,77	2,31	2,1
Juillet	2,22	2,52	2,17
Août	2,35	3,74	3,12
Septembre	2,2	2,41	2,1
Octobre	2,8	2,2	1,4
Novembre	2,68	2,08	2,26
Décembre	3,06	2,27	2,57

Tableau 24 : EMA pour des prévisions à 12h et 24h de la température et pour le scénario 1

Dans ces cas de prévision à des horizons plus lointains, il y a donc en moyenne sur toute l'année 2009, un écart moyen absolu supérieur à 2 °C entre l'écart à la normale saisonnière à l'heure  $h+12$  et l'écart à la normale saisonnière prédit grâce aux matrices de changement à l'heure  $h+12$ .

### Scénario 2 :

De la même manière que pour le premier scénario, les résultats de l'EMA entre l'écart à la normale saisonnière mesuré à  $h+1$  et celui modélisé à  $h+1$  selon le scénario 2 sont présentés dans le tableau suivant :

heures h   h+1	1   2	2   3	3   4	4   5	5   6	6   7
Moyenne des erreurs (°C)	0,06	0,08	0,07	0,03	0,18	0,27
EMA (°C)	0,67	0,63	0,6	0,62	0,79	0,95
heures h   h+1	7   8	8   9	9   10	10   11	11   12	12   13
Moyenne des erreurs (°C)	0,04	0,04	-0,01	-0,06	-0,07	-0,06
EMA (°C)	0,82	0,79	0,7	0,69	0,68	0,75
heures h   h+1	13   14	14   15	15   16	16   17	17   18	18   19
Moyenne des erreurs (°C)	-0,02	-0,15	0,02	0	-0,12	0,04
EMA (°C)	0,73	0,71	0,88	0,88	0,97	0,8
heures h   h+1	19   20	20   21	21   22	22   23	23   24	24   1
Moyenne des erreurs (°C)	0,07	0,12	0,04	0,016	-0,01	0,04
EMA (°C)	0,77	0,65	0,68	0,66	0,68	0,66



**Tableau 25 : EMA pour des prévisions à 1h de la température et pour le scénario 2**

Il y a donc en moyenne sur toute l'année 2009, un écart moyen absolu de 0.74 °C entre l'écart à la normale saisonnière à l'heure h+1 et l'écart à la normale saisonnière calculé à la même heure grâce aux matrices de Markov et à l'utilisation de l'espérance mathématique. Une telle erreur entraîne 2% de différence sur le chauffage du bâtiment, alors qu'un EMA de 0,74 °C n'entraîne pas de différence dans les consommations de chauffage. Les matrices de transition  $M_h$  sont donc ainsi une méthode acceptable pour prédire la température d'une heure à l'heure suivante.

Il s'agit maintenant de savoir l'ordre de grandeur de la précision de ces matrices pour des prévisions à 12 h et 24 h. À partir de la température de 12 h, la température de la 24<sup>e</sup> heure a été prédite, et inversement, en utilisant toujours l'espérance mathématique. Pour cela, deux matrices globales, issues du produit de douze autres matrices ont été calculées. Le même travail a été réalisé pour la prévision à 24 h. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

	heure 12   24	heure 24   12	heure 12   12
EMA (°C)	2,21	2,47	2,18
Moyenne des erreurs (°C)	-0.01	0.4	0.4

**Tableau 26 : EMA pour des prévisions à 12h et 24h de la température et pour le scénario 2**

Il y a donc en moyenne sur toute l'année 2009, un écart moyen absolu supérieur à 2 °C entre l'écart à la normale saisonnière à l'heure h+12 et h+24 et l'écart à la normale saisonnière prédit grâce aux matrices de changement à l'heure h+12. Dans ces cas de prévision à des horizons plus lointains, les erreurs sur la prévision de la température entraînent des écarts de chauffage sur le bâtiment pouvant être supérieurs à 10%.

Conclusion :

À partir des modèles de l'écart à la normale saisonnière, il suffit d'ajouter la valeur de la normale saisonnière modélisée et présentée dans la *Figure 117* pour revenir à une valeur de température. Cette addition ne change pas la valeur de l'EMA, qui est donc la même pour l'écart à la normale saisonnière que pour la température. Il est donc possible de juger la qualité de la modélisation de la température en restant sur celle de l'écart à la normale saisonnière.

Les deux modèles mis en place pour les deux scénarios procurent des prévisions d'écart à la normale saisonnière suffisamment précises pour des prévisions à une heure. Le modèle issu du premier scénario est légèrement moins précis mais il nécessite deux fois moins de matrices de Markov que le modèle issu du second scénario.

Pour les prévisions à plus longue échéance, à 12 h ou 24 h, aucun des deux modèles n'est suffisamment précis, ils dépassent tout deux un écart en moyenne absolue de 2 °C et de l'ordre de 0,4 °C au niveau de la moyenne des erreurs. Ces résultats impliquent une erreur sur la puissance de chauffage de l'ordre de 7% environ ou plus. Cela corrobore les résultats de [BAUE 98] et [MILL 85] qui n'étaient pas suffisamment précis pour des prévisions à échéances supérieures à 3h. Le passage à la

prévision de l'écart à la normale saisonnière plutôt que directement la température extérieure n'a donc pas permis d'améliorer les performances de prévision des chaînes de Markov.

On remarque dans les *Tableau 24* et *Tableau 26* que les prévisions avec un horizon de 24 h donnent parfois des meilleurs résultats que celles à 12 h. Ce résultat tend à caractériser le caractère aléatoire des modèles utilisant les matrices de Markov à des horizons trop éloignés. Des deux scénarios testés dans cette étude, aucun ne procure un modèle de prévision de la température réellement plus performant que l'autre. Le choix du modèle se fera donc en fonction des besoins de l'utilisateur.

## 2.4.2. Mise en place du modèle déterministe d'évolution de la température

### 2.4.2.a. Cadre de l'étude

Les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés pour modéliser la série temporelle de la température. Ceci a été réalisé à l'aide du logiciel Matlab<sup>TM</sup>. Ce logiciel comprend une toolbox sur les réseaux de neurones artificiels, qui permet d'entraîner de façon simple et rapide tous types de réseaux de neurones artificiels. Il permet notamment de définir soi-même la structure du réseau de neurones, de définir la fonction d'entraînement choisie parmi plusieurs disponibles et d'entraîner, tester et sauvegarder le réseau de neurones. Parmi les structures des réseaux de neurones disponibles, on retrouve en outre ceux qui ont été explicités plus tôt (§ 1.4.2), les réseaux de type MLP et Radial Basis. Après plusieurs essais, le mécanisme d'apprentissage choisi est un algorithme d'optimisation du premier ordre de type radial basis du nom de *newgrnn* développé par Wasserman [WASS 93]. C'est l'algorithme présentant la plus grande rapidité d'exécution parmi ceux disponibles tout en permettant des optimisations précises.

Les entrées et les sorties du réseau de neurones nécessaire à l'entraînement de celui-ci sont disponibles dans deux fichiers différents. L'entraînement des réseaux de neurones est effectué sur six années de 2003 à 2008.

Le nombre de sorties dépend de nos objectifs de modélisation, nous avons choisi de ne modéliser qu'une seule température à la fois pour plus de simplicité. Il faut donc mettre en place 24 modèles de réseaux de neurones différents pour avoir une modélisation globale de la série temporelle de la température. Tous les réseaux de neurones modélisés ont été validés sur un an, l'année 2009.

### 2.4.2.b. Mise en place du modèle déterministe

Plusieurs modèles de réseaux de neurones ont été mis en place. Ces modèles peuvent être différents sur de nombreux points :

- ✓ le nombre d'années de données pour la phase d'entraînement
- ✓ le nombre d'entrées
- ✓ le nombre de sorties
- ✓ le nombre de couches cachées
- ✓ le nombre de neurones par couches cachées
- ✓ la fonction utilisée pour l'apprentissage
- ✓ l'horizon de prévision

Afin de ne pas se perdre parmi toutes ces possibilités différentes de modélisation, un cadre de travail a été défini. Le nombre d'années de données disponibles pour la phase d'entraînement est

de 6, le nombre de sortie est de 1 par réseau de neurones. Ensuite, une étude a été effectuée sur le nombre d'entrées et l'horizon de prévision. Enfin, comme nous utilisons le type de réseau de neurones radial basis, la structure du réseau de neurone est fixée par l'algorithme, avec dans tous les cas une seule couche cachée de réseaux de neurones.

Prévision des températures avec un horizon de 3 h avec 12 données en entrée :

Dans un premier temps 24 réseaux de neurones ont été entraînés pour prévoir toutes les heures de la journée à un horizon de 3 h avec 12 données d'entrée. Par exemple, un réseau de neurones a été créé pour prévoir la température extérieure à 17 h, alors que nous ne connaissons pas les températures de 15 h et 16 h, et en utilisant en entrée les températures de 3 h à 14 h. Tous ces réseaux de neurones ont été validés sur l'année 2009, les résultats sont présentés dans la *Figure 121*. Pour les 24 heures, l'écart moyen absolu entre la température réelle et la température prédite est compris entre 1 °C et 1,6 °C. Un tel EMA sur la température a très peu d'impact sur les résultats de consommation du bâtiment comme le montre le *Tableau 22*. C'est la moyenne des erreurs qui peut avoir un impact sur la consommation énergétique du bâtiment. Celle-ci est très faible pendant toute la nuit, il est facile de prévoir ces températures car elles évoluent peu parce qu'il n'y a pas de rayonnement solaire. Dans la matinée, la moyenne des erreurs est proche de 0,5 °C alors que l'après midi elle est au contraire inférieure à 0 et atteint -0,5 °C. Sur les 24 heures de la journée, la moyenne de ces moyennes des erreurs est de -0,008 °C. Pour des prévisions à un horizon de 3 h de la température extérieure, la moyenne des erreurs est donc quasiment nulle sur toute l'année. Les températures prédites, même si elles ne sont pas très précises (EMA > 1°C) devraient avoir peu d'impact sur la simulation thermique du bâtiment. Les séries des données prédites et réelles pour la dixième heure sont montrées sur la *Figure 122* pour les 50 premiers jours de l'année.

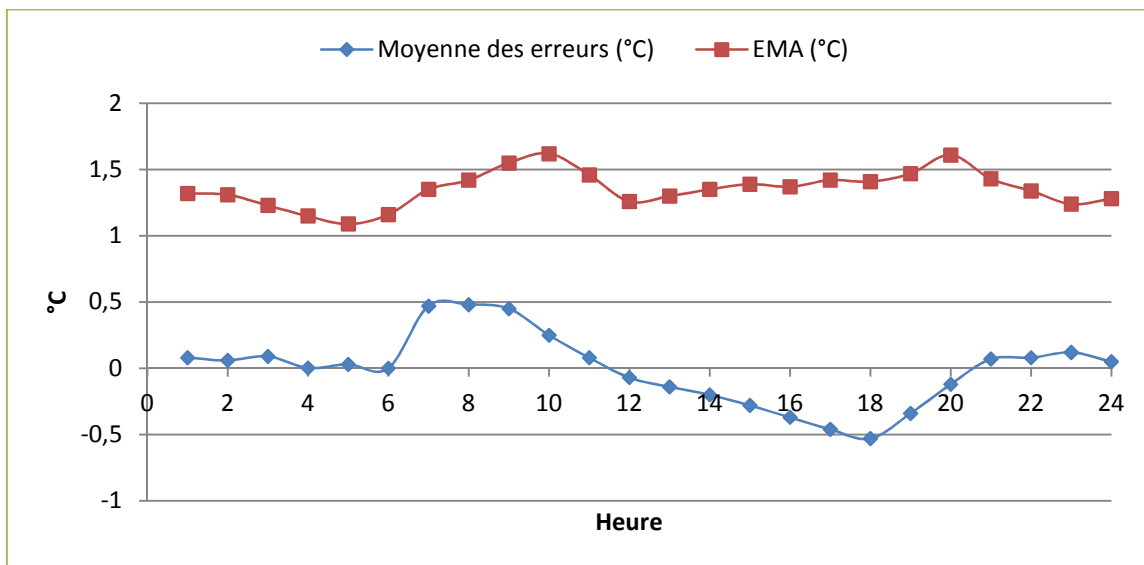


Figure 121 : Moyenne des erreurs et EMA pour les prévisions à 3 h des réseaux de neurone

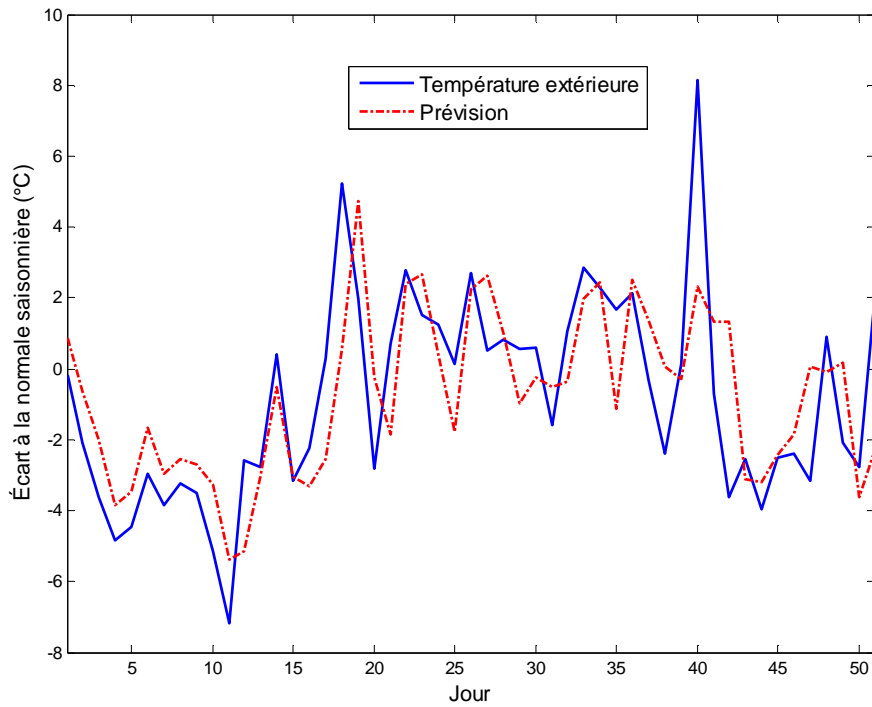


Figure 122 : Prédiction de la température de 10 h, horizon de 3 h, nombre de données de 12, EMA de 1,6

Prédiction de la température de la dixième heure avec 12 données en entrée suivant l'horizon de prévision :

Nous nous intéressons maintenant à la fiabilité des prévisions de la température en fonction de l'horizon de prévision. Nous avons choisi de nous intéresser à la prévision de la température de la dixième heure car elle a de mauvais résultats à la fois sur la moyenne des erreurs et sur l'EMA.

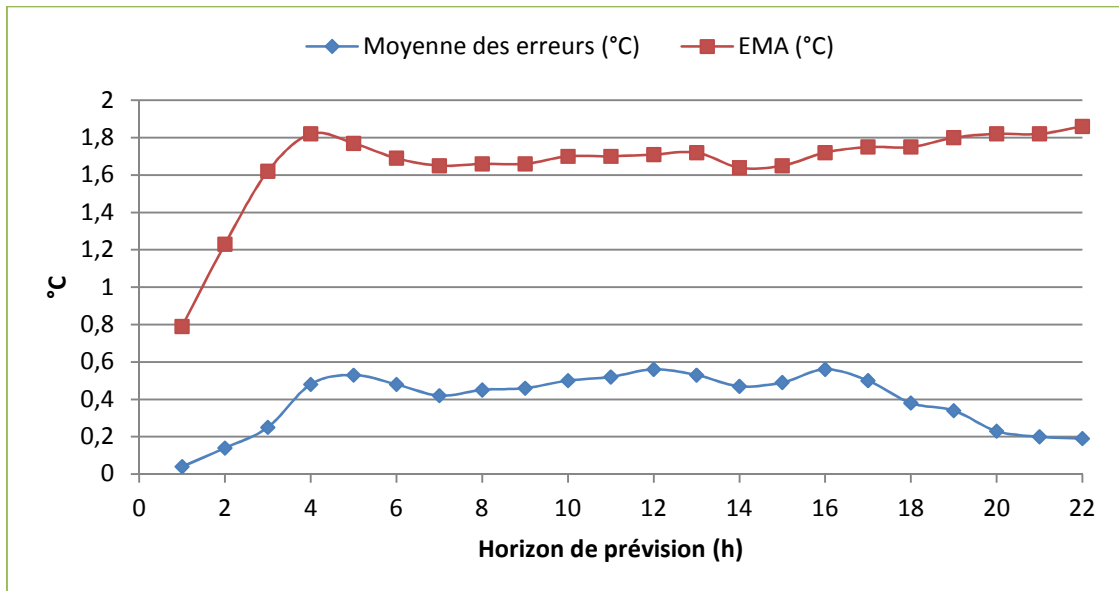


Figure 123 : Moyenne des erreurs et EMA pour la dixième heure en fonction de l'horizon de prévision

Sur la *Figure 123* on voit que seuls des horizons de prévision compris entre 1 h et 3 h conduisent à des résultats acceptables. Au delà, la moyenne des erreurs augmente autour de 0,5 °C avant de redescendre quand on se rapproche d'un horizon de 24 h. Dans ce cas là, prévoir comme température dans 24 h la température actuelle donne de bons résultats. On voit que les réseaux de neurones sont performants jusqu'à un horizon de prévision de 3 h également sur l'EMA, au delà l'EMA se stabilise autour de 1,7 °C avant de continuer à augmenter pour des horizons supérieurs à 15 h.

Effet du nombre de données d'entrée sur les résultats de la prévision :

Pour regarder l'effet du nombre de données d'entrée sur la précision des prévisions nous avons choisi de nous placer à la dixième heure de la journée avec un horizon de 3 h. La *Figure 124* montre qu'avoir beaucoup de données d'entrée n'améliore pas les résultats des prévisions météorologiques : le réseau de neurones a de plus en plus de mal à se structurer car il a accès en entrée à plus de données qui sont sans doute de moins en moins utiles. Un nombre de données d'entrée compris entre 6 et 8 semble être le plus pertinent au vu des résultats de cette étude.

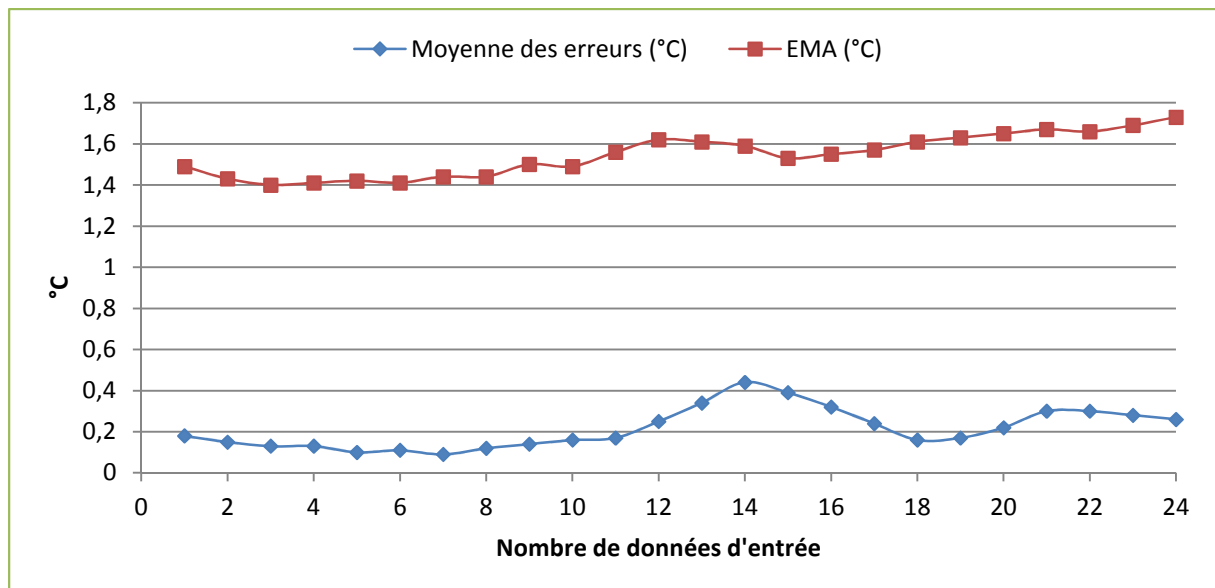


Figure 124 : Moyenne des erreurs et EMA pour la dixième heure en fonction du nombre de données d'entrée, horizon de 3h

## 2.5. Mise en place des modèles de l'évolution du rayonnement solaire

### 2.5.1. Mise en place du modèle stochastique de l'évolution du rayonnement solaire

Le modèle stochastique d'évolution du rayonnement solaire est un ensemble de chaînes de Markov homogènes appliquées à la série temporelle de l'indice de clarté. Cette dernière est bornée par construction dans l'espace  $[0,1]$  et ne dépasse jamais la valeur de 0,8 en pratique. L'indice de clarté étant le quotient entre le rayonnement global et le rayonnement extra-terrestre, il n'est pas utilisable pendant la nuit car le rayonnement solaire extra-terrestre à ce moment est nul. Ce phénomène ne pose pas de problème pour la modélisation du climat car nous savons que pendant la nuit le rayonnement solaire est nul, nous n'avons pas besoin de le modéliser. La seule information supplémentaire importante est donc de savoir pour chaque jour les heures du lever et du coucher du soleil.

La matrice de Markov retenue pour effectuer les transitions entre chaque état de la chaîne de Markov comprend des échantillons de pas de 0,1 d'indice de clarté, avec comme bornes supérieure et inférieure respectivement 0,8 et 0. Pour caractériser les moments de lever et coucher du soleil, un neuvième échantillon a été créé, comprenant toutes les valeurs strictement nulles. Les matrices de Markov mises en place sont donc de taille  $9 \times 9$ , comprenant 8 classes d'indice de clarté de taille 0,1 plus la classe de l'état nul.

Les probabilités d'évolutions  $(p_{i,j})_{(i,j) \in [1,14]^2}$  sont calculées en faisant des moyennes statistiques sur quatre des cinq années de données à notre disposition (2005-2006-2007-2008). La validation des matrices de Markov a été faite sur l'année 2009. Le calcul des probabilités d'évolution suit la même forme que pour la mise en place du modèle d'évolution stochastique de la température § 2.4.1, excepté que le calcul ne s'est pas déroulé sur toutes les heures de la journée mais uniquement sur les valeurs diurnes. Les matrices de Markov obtenues ont donc été calculées pour correspondre aux probabilités de transition durant le jour. Un exemple de matrice de Markov est montré dans l'Annexe A.fF.

Seul le deuxième des deux scénarii définis au § 2.4.1 permettant l'utilisation des matrices de Markov pour la mise en place d'un modèle de prévision météorologique est présenté ici, car c'est celui qui donne les meilleurs résultats. C'est également l'espérance mathématique qui a été utilisée pour calculer les prévisions à partir des probabilités de transition données par les matrices de Markov.

#### **Scénario 2 :**

Les résultats de l'EMA entre le rayonnement solaire mesuré à h+1 et celui modélisé à h+1 sont présentés dans le tableau suivant :

heures h   h+1	4   5	5   6	6   7	7   8	8   9
Moyenne des erreurs (W/m <sup>2</sup> )	4	4	7	8	5
EMA (W/m <sup>2</sup> )	4	8	21	26	30
heures h   h+1	9   10	10   11	11   12	12   13	13   14
Moyenne des erreurs (W/m <sup>2</sup> )	-5	-3	-6	-2	5
EMA (W/m <sup>2</sup> )	44	50	54	56	48
heures h   h+1	14   15	15   16	16   17	17   18	18   19
Moyenne des erreurs (W/m <sup>2</sup> )	3	0	8	4	-1
EMA (W/m <sup>2</sup> )	44	32	21	10	5

**Tableau 27 : EMA et moyenne des erreurs pour des prévisions à 1h du rayonnement solaire et pour le scénario 2**

Nous n'avons pas effectué de prévisions entre 20 h du soir et 4 h du matin (temps universel) car il fait toujours nuit à ces heures. Il y a en moyenne sur toute l'année 2009, un écart moyen absolu de 38 W/m<sup>2</sup> entre le rayonnement solaire à l'heure h+1 et celui prédit grâce aux matrices de Markov à la même heure, la moyenne des moyennes des erreurs est de 2 W/m<sup>2</sup>. D'après l'étude de sensibilité de tels résultats entraînent une erreur sur les besoins de chauffage de l'ordre de 2% voir moins pour le bâtiment. Les matrices de transition  $M_h$  sont donc ainsi validées pour prédire le rayonnement solaire d'une heure à l'heure suivante.

Il s'agit maintenant de savoir l'ordre de grandeur de la précision de ces matrices pour des prévisions à 24h. À partir du rayonnement de 12 h, celui de la 12<sup>e</sup> heure a été prédite, en utilisant l'espérance mathématique. Pour cela, une matrice de transition globale, puissance 24<sup>e</sup> de la matrice  $M_h$  a été calculée.

Il y a, avec cette méthode, en moyenne sur toute l'année 2009, un écart moyen absolu d'environ 170 W/m<sup>2</sup> entre le rayonnement solaire à l'heure h+24 et celui prédit grâce aux matrices de changement à cette même heure, la moyenne des erreurs est de 22 W/m<sup>2</sup>. Dans ces cas de prévision à des horizons plus lointains, les résultats sont beaucoup moins précis, les données en sortie ressemblent plus à un tirage aléatoire autour de la donnée d'entrée qu'à une vraie prévision. L'erreur sur la prévision du rayonnement solaire entraîne des écarts de chauffage sur le bâtiment de 10 % environ en prenant en compte l'EMA et 5% environ en prenant en compte la moyenne des erreurs.

#### Conclusion :

Seul le modèle issue du deuxième scénario est présenté car c'est celui qui procure les meilleurs résultats. Les prévisions de rayonnement solaire sont suffisamment précises pour des prévisions à une heure.



Pour les prévisions à plus longue échéance (à 24h), les résultats sont beaucoup moins précis. Ces résultats impliquent une différence sur les besoins de chauffage annuels de la maison supérieur à 10 %. Cela corrobore les résultats de [BAUE 98] et [MILL 85] qui n'obtenaient pas des résultats suffisamment précis pour des prévisions à échéances supérieures à 3h. Le passage à la prévision de l'indice de clarté plutôt que le rayonnement solaire global horizontal n'a donc pas permis d'améliorer les performances de prévision des chaînes de Markov.

### *2.5.2. Mise en place du modèle déterministe d'évolution du rayonnement solaire*

Le cadre de l'étude pour la mise en place du modèle déterministe de l'évolution du rayonnement solaire est le même que celui décrit en 2.4.2.a. Tout comme lors de la modélisation du rayonnement solaire avec les matrices de Markov, nous ne nous sommes pas préoccupés de la modélisation de cette grandeur durant les heures nocturnes et nous avons utilisé comme série temporelle l'indice de clarté. Nous avons également repris la démarche décrite en 2.4.2.b afin de modéliser au mieux le rayonnement solaire. La seule différence vient du type de réseau de neurones utilisé. C'est toujours un Radial Basis Neural Network, mais nous avons utilisé une autre fonction dans Matlab™, la fonction utilisée est la fonction *newrb*.

#### Prévision des rayonnements solaires avec un horizon de 3 h avec 7 données en entrée :

Dans un premier temps 16 réseaux de neurones ont été entraînés pour prévoir le rayonnement solaire de 5 h à 20 h à un horizon de 3 h avec 7 données d'entrée. Tous ces réseaux de neurones ont été validés sur l'année 2009, les résultats sont présentés dans la *Figure 125*. Pour les 18 heures, l'écart moyen absolu entre le rayonnement réelle et celui qui prédit est compris entre 0,5 W/m<sup>2</sup> et 100 W/m<sup>2</sup>. Un tel EMA sur la température a peu d'impact (au plus 5%) sur les résultats de consommation du bâtiment comme le montre la *Figure 114*. C'est la moyenne des erreurs qui peut avoir un impact sur la consommation énergétique du bâtiment. Celle-ci est assez faible, elle vaut au plus 15 W/m<sup>2</sup>, ce qui d'après l'étude de sensibilité donne un écart au maximum de 5% sur les besoins de chauffage du bâtiment. Pour des prévisions à un horizon de 3 h du rayonnement solaire global horizontal, la moyenne des erreurs est donc quasiment nulle sur toute l'année (4,5 W/m<sup>2</sup>). Les séries des données prédites et réelles pour la treizième heure sont montrées sur la *Figure 126* pour les jours 150 à 200 de l'année.

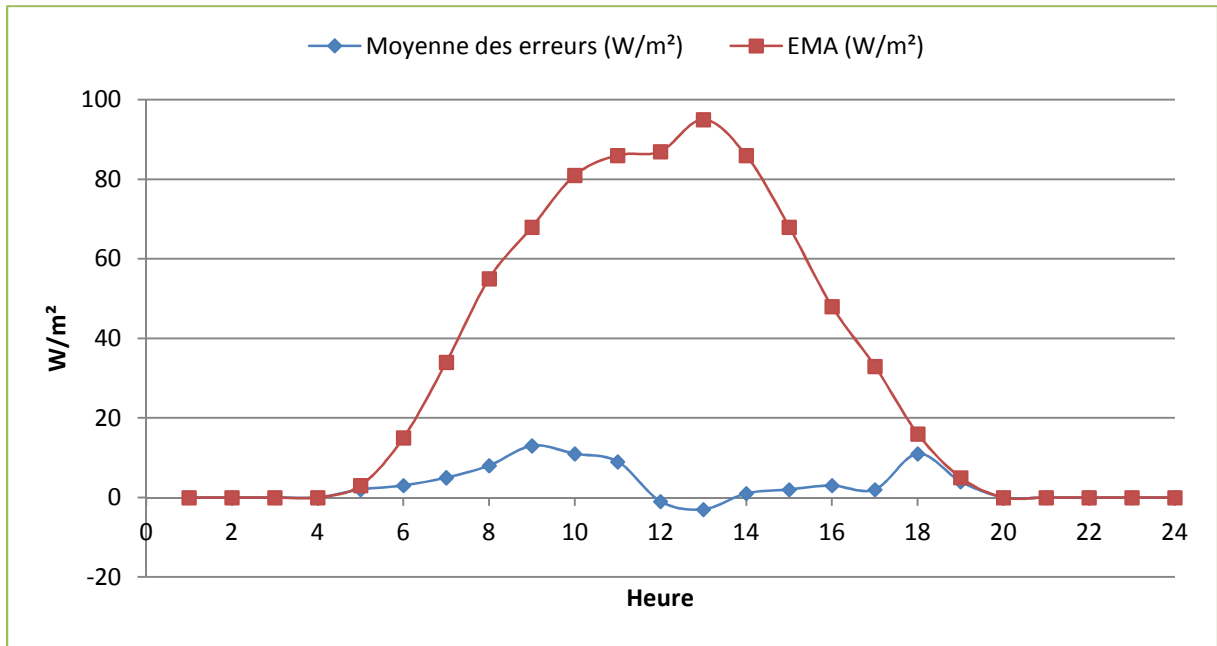


Figure 125 : EMA et moyenne des erreurs pour la prévision des rayonnements solaires à horizon de 3 h avec 7 données d'entrée

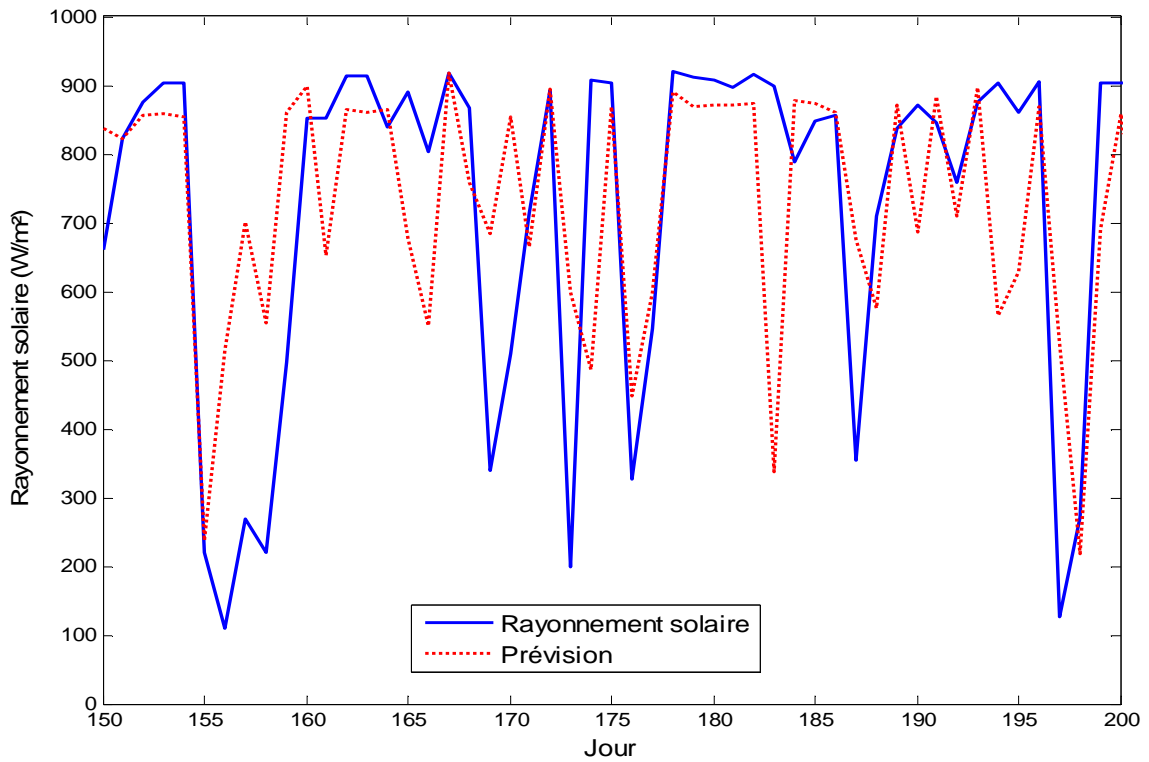


Figure 126 : Prévision du rayonnement solaire global horizontal à 13 h. Horizon de prévision de 3 h. Nombre de mesures : 7 EMA : 95.9037

### Prévision du rayonnement solaire de la treizième heure avec 7 données en entrée suivant l'horizon de prévision :

Nous nous intéressons maintenant à la fiabilité des prévisions de la température en fonction de l'horizon de prévision. Nous avons choisi de nous intéresser à la prévision de la température de la treizième heure car elle a de mauvais résultats à la fois sur la moyenne des erreurs et sur l'EMA. Sur la *Figure 127* on voit que seuls des horizons de prévision compris entre 1 h et 3 h conduisent à des résultats acceptables, inférieurs à 100 W/m<sup>2</sup> au niveau de l'EMA. Au delà de la dixième heure, l'EMA et la moyenne des erreurs n'augmentent plus. On voit que les réseaux de neurones sont performants jusqu'à un horizon de prévision de 3 h , six heures au maximum.

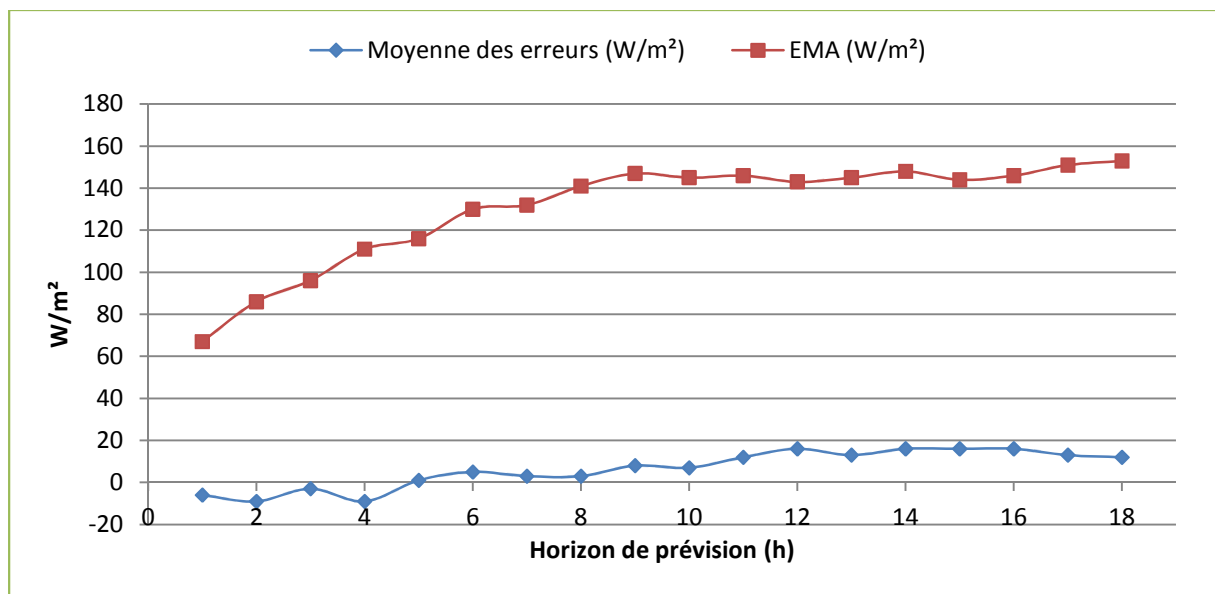


Figure 127 : Moyenne des erreurs et EMA pour la treizième heure en fonction de l'horizon de prévision

### Effet du nombre de données d'entrée sur les résultats de la prévision :

Pour regarder l'effet du nombre de données d'entrée sur la précision des prévisions nous avons choisi de nous placer à la treizième heure de la journée avec un horizon de 3 h. Comme dans le cas de la prévision des températures, la *Figure 128* montre qu'avoir beaucoup de données d'entrée n'améliore pas les résultats des prévisions météorologiques : le réseau de neurones a de plus en plus de mal à se structurer car il a accès en entrée à plus de données qui sont sans doute de moins en moins utiles, plus on s'éloigne de l'heure prédite. Un nombre de données d'entrée compris entre 6 et 8 semble être le plus pertinent au vu des résultats de cette étude.

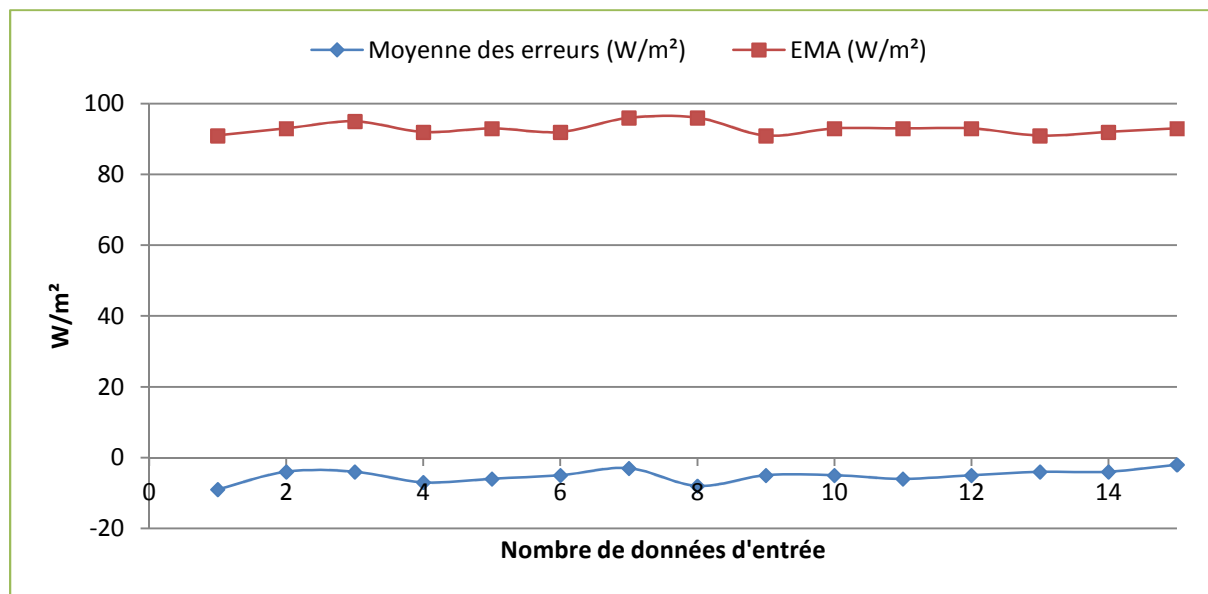


Figure 128 : Moyenne des erreurs et EMA pour la treizième heure en fonction du nombre de données d'entrée, horizon de 3h

Conclusion :

Les réseaux de neurones artificiels permettent d'effectuer des prévisions à un horizon de 24h du rayonnement solaire avec une précision suffisante pour les heures du début et de fin de journée. Les valeurs de la série temporelle du rayonnement solaire à ces heures sont plutôt faibles, cette dernière a donc une moins grande influence sur la thermique du bâtiment que pour des heures de pleine journée. À ces heures, comme nous avons pu le voir pour midi, les prévisions du rayonnement solaire par les réseaux de neurones ont une EMA au plus de 100 W/m<sup>2</sup> par rapport aux données réelles. L'erreur moyenne relative reste elle inférieure à 15 W/m<sup>2</sup>, avec une moyenne proche de 5 W/m<sup>2</sup> si on prend en compte toutes les heures ensoleillées de la journée. D'après l'étude de sensibilité, cette erreur ne devrait pas entraîner un écart sur les besoins de chauffage supérieur à 2%.

### 3. INFLUENCE DE LA PRÉVISION DE LA MÉTÉOROLOGIE SUR LES RÉSULTATS DE L'OPTIMISATION PAR LA PROGRAMMATION DYNAMIQUE

Dans cette partie, nous allons regarder l'influence d'une erreur sur les prévisions météorologiques sur la régulation obtenue par la programmation dynamique. Dans un premier temps, la mise en place du fichier comprenant les données météorologiques prédites est expliquée. Une optimisation par la programmation dynamique est ensuite effectuée avec ces données prédites. L'ensemble des commandes obtenues est alors appliqué avec les données météorologiques réelles et une comparaison est effectuée avec une régulation issue d'une optimisation sur les données météorologiques réelles.

#### 3.1. Mise en place du fichier des données météorologiques

La prévision des données météorologiques est faite à partir des réseaux de neurones artificiels qui ont été explicités dans le § 2. Le module d'optimisation utilisant la programmation dynamique implanté dans le modèle thermique dynamique du bâtiment ne prend pour l'instant en entrée que des données des sollicitations de manière déterministe. Une perspective de ce travail serait d'implémenter un fonctionnement de la programmation dynamique avec un modèle stochastique des données météorologiques ou de l'occupation, permettant alors d'utiliser les chaînes de Markov pour la prévision des données météorologiques.

Nous avons vu dans la partie précédente qu'au delà d'un horizon de 3 h, les prévisions des données météorologiques par les réseaux de neurones artificiels sont peu fiables. La démarche mise en place pour utiliser les prévisions météorologiques est alors la suivante. Une première prévision est réalisée sur les trois premières heures de la journée pour le rayonnement solaire global horizontal et la température extérieure. Cette prévision est réalisée à partir de la dernière heure de la journée précédente, la prévision de la première heure de la journée se fait donc avec un horizon de 1 h, celle de la deuxième heure avec un horizon de 2 h et celle de la troisième heure avec un horizon de 3 h. Au delà de la troisième heure de la journée les prévisions ne sont pas suffisamment précises, le reste des données météorologiques est donc complété de la manière suivante. Nous supposons que la météorologie de la journée à venir est semblable à celle de la veille, le rayonnement solaire est donc celui de la veille. En ce qui concerne la température extérieure, c'est également celle de la veille qui est utilisée, corrigée d'une constante qui permet de recalibrer la dernière température prédite par rapport à celle de la veille pour éviter une irrégularité trop forte dans l'évolution de la température.

Par exemple, si la température prédite pour 3 h est de 3 °C et celle de la veille à la même heure est de 2 °C, la température qui est utilisée pour le reste de la journée est celle de la veille à la même heure plus 1 °C, la différence entre les deux températures à la troisième heure. La température suit donc la même évolution que la veille mais corrigée d'une valeur constante pour prendre en compte les informations déjà connues de la nouvelle journée. Une fois les deux séries temporelles de la température et du rayonnement solaire construites, une optimisation par la programmation dynamique est menée sur la journée. Seule la série de commande obtenue pendant les trois premières heures est appliquée. Une nouvelle optimisation est effectuée sur les 21 heures restantes avec de nouvelles données climatiques construites de la même façon que précédemment : les trois premières heures sont des prévisions, les heures suivantes sont issues des données de la veille. Ce processus est répété en tout huit fois pour prendre en compte une journée au complet, il y a donc huit fois trois prévisions des données météorologiques et huit optimisations réalisées.

La journée pendant laquelle les prévisions météorologiques sont réalisées est la cinquième journée de la semaine étudiée pour la mise en place des stratégies de régulation énergétique du bâtiment en période hivernale. La température de cette journée est montrée dans la *Figure 129*, l'ensemble des températures prévues pour cette journée est également représenté sur cette figure. Nous rappelons que par construction, un tiers de ces températures ont été prédites avec un horizon de une heure, un deuxième tiers avec un horizon de deux heures, et le dernier tiers avec un horizon de trois heures. Globalement, la série des températures prédites anticipe l'évolution de la température. La moyenne des erreurs est de presque 1 °C entre la température prévue et la température réelle, les prévisions météorologiques effectuées sur cette journée ne sont donc pas très précises, cela permet d'autant plus de voir l'impact d'une erreur de la météorologie sur les résultats de la régulation issue de l'optimisation par la programmation dynamique.

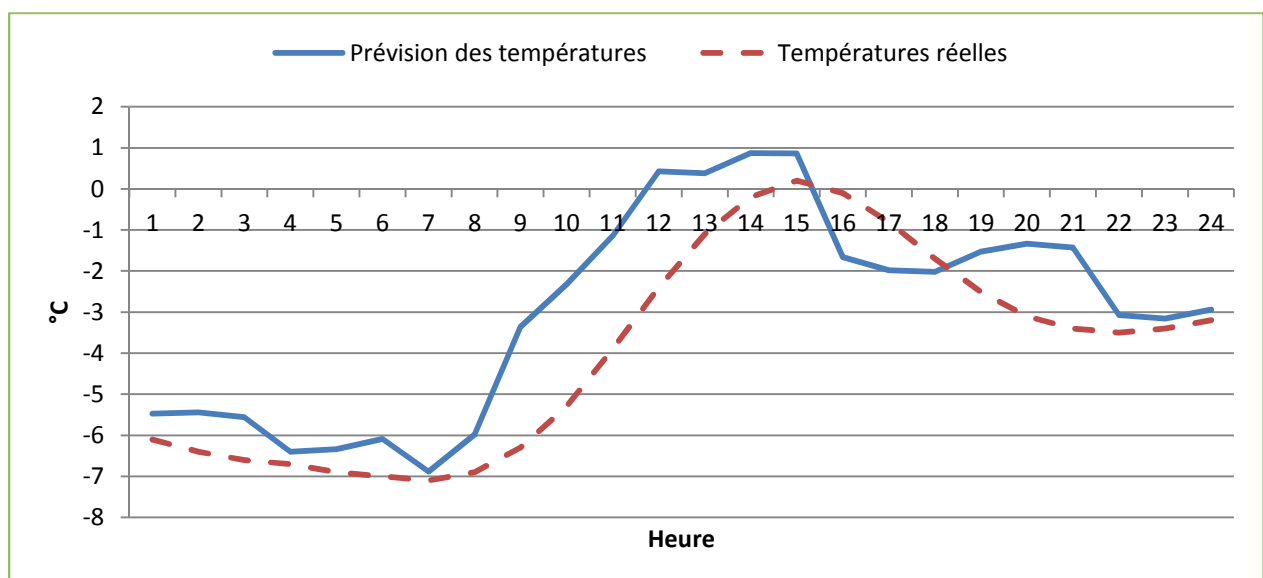


Figure 129 : Température prédite et température réelle

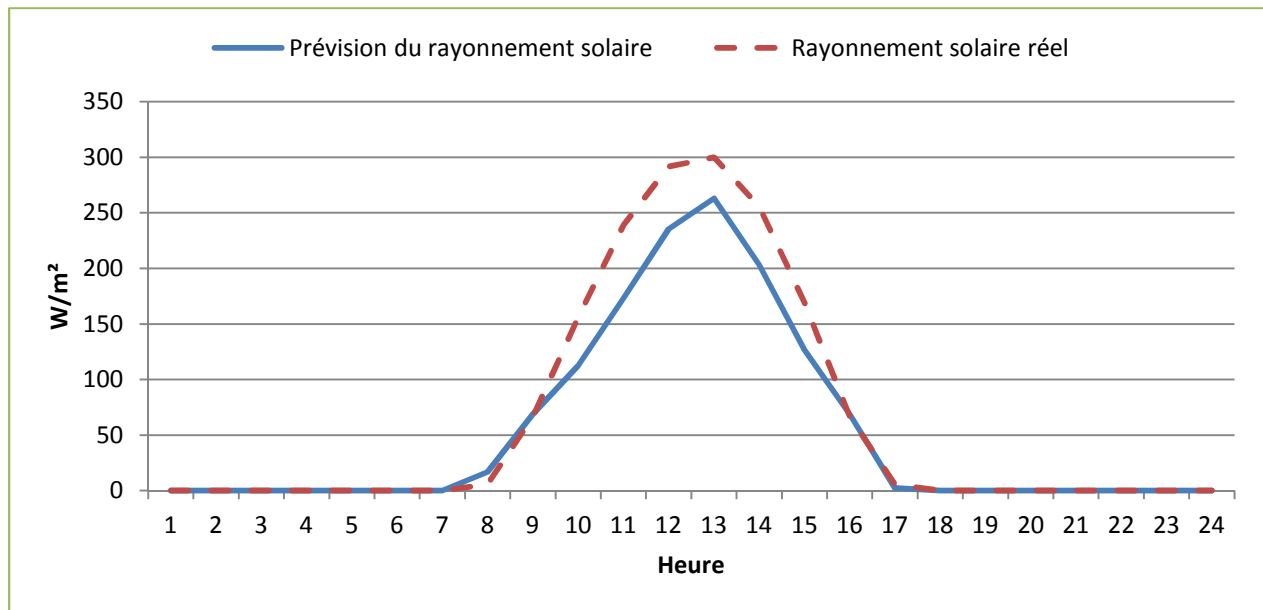


Figure 130 : Rayonnement solaire global horizontal prédit et réel

Le rayonnement solaire global horizontal est lui présenté sur la *Figure 130*, les prévisions suivent bien la tendance des données réelles mais sont légèrement inférieures. La moyenne des erreurs est de 30 W/m<sup>2</sup> environ sur les valeurs non nulles du rayonnement solaire, les prévisions sont donc assez bonnes pour cette donnée sur cette journée.

### 3.2. Comparaisons des régulations suivant les données climatiques utilisées

Dans un premier temps, huit optimisations ont été réalisées comme expliqué dans la partie 3.1. La première optimisation est effectuée sur 24 heures, la deuxième optimisation a pour point de départ l'état du bâtiment après l'application des puissances de chauffage des trois premières heures de la première optimisation et est appliquée sur 21 heures, etc. A la fin des huit optimisations, l'ensemble des commandes sur la journée a été calculé avec des données météorologiques issues de prévisions avec un horizon maximal de trois heures. Avec un pas de temps d'optimisation de 30 min, le nombre de commandes de chauffage calculé en tout est de 48. Ces commandes sont ensuite appliquées au bâtiment avec les données météorologiques réelles. Les optimisations ont été menées avec un nombre d'état  $N_e$  de 800 ce qui donne un intervalle de discrétisation de l'énergie de 0,17 kWh.

Une autre optimisation est réalisée dans les mêmes conditions mais avec comme données météorologiques les données réelles de la journée. La température dans le bâtiment pour des optimisations effectuées avec ou sans prévision de la météorologie locale est présentée sur la *Figure 131*. Sur les huit premières heures de la journée, c'est à dire sur l'ensemble des heures creuses, la

température est quasiment identique dans les deux cas. Sur le reste de la journée, l'évolution est également similaire mais elle est moins fluctuante quand l'optimisation a été menée avec les données météorologiques réelles.

Les 48 commandes calculées dans le cas avec prévision météorologique ont été appliquées avec les données météorologiques réelles, il y a donc forcément une différence entre la température prévue et la température réelle dans le bâtiment avec les données météorologiques réelles. En conséquence il aurait été possible que la température dans le bâtiment passe en dessous de 19 °C, la limite du confort fixée dans notre cas d'étude. Mais l'erreur sur les commandes de chauffage est faible : la température reste au dessus de 19 °C pendant toute la journée, même pendant les heures de pointe. C'est en partie grâce à la forte inertie et à la très bonne isolation du bâtiment que l'on obtient ce résultat.

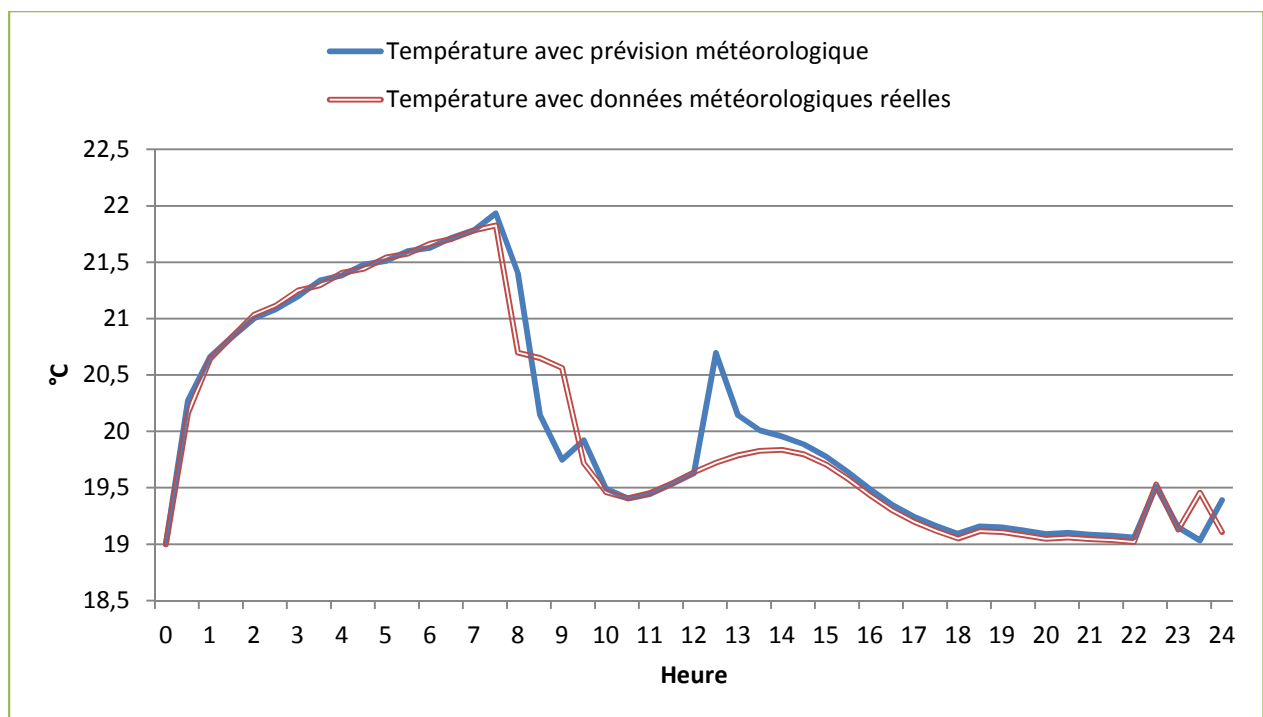


Figure 131 : Températures correspondant aux régulations météorologie prévue et réelle

La faible différence entre les deux régulations est également visible sur la *Figure 132* : les puissances de chauffage utilisées sont assez similaires, toutes les heures de pointes sont effacées ainsi que la plupart des heures pleines dans les deux cas.



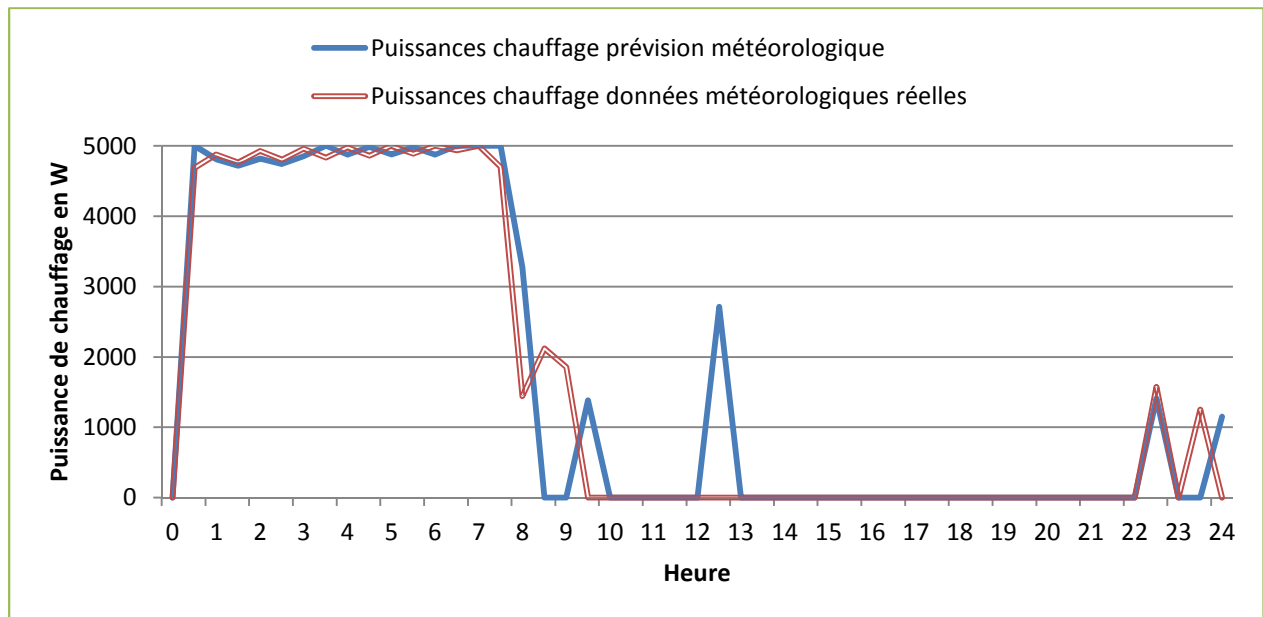


Figure 132 : Puissances de induites utilisées par les régulations avec météorologie prévue et réelle

Ce cas d'étude a permis de montrer qu'il est possible de se passer de données météorologiques exactes pour effectuer des régulations énergétiques de bâtiment. Mais ce résultat dépend bien évidemment du bâtiment étudié. Un bâtiment beaucoup moins isolé serait plus influencé par les données météorologiques, une prévision précise de celles-ci serait alors sûrement nécessaire. La forte inertie du bâtiment tend aussi à lisser la courbe d'évolution de température intérieure. L'évolution de celle-ci étant lente, un système de chauffage aussi réactif que le chauffage électrique est un atout important en cas d'erreur importante sur les prévisions des données climatiques. L'avantage du chauffage électrique, c'est également qu'il est indépendant des données météorologiques. Avec une commande comme la ventilation (forcée ou naturelle) ou les stores, non seulement une erreur de prévisions météorologiques a un impact sur l'enveloppe du bâtiment mais également sur la commande utilisée par la régulation. Les apports de la ventilation dépendent de la différence entre la température intérieure et la température extérieure, et les apports solaires passant à travers les vitres sont bien évidemment dépendant des prévisions du rayonnement solaire. Une perspective de ce travail est donc d'effectuer des prévisions météorologiques dans un cadre estival et d'effectuer une optimisation avec pour commande la ventilation forcée par exemple. La différence entre la régulation issue d'une optimisation avec prévision des données météorologiques et celle basée sur les données météorologiques réelles serait intéressante à étudier. Cette différence pourrait être plus importante que dans le cas d'étude de cette partie, car la commande serait également influencée par l'erreur sur la prévisions des données météorologiques.

## 4. RAPPEL DES DÉVELOPPEMENTS DU CHAPITRE

L'objectif de ce chapitre était d'élaborer une méthode de prévision à court terme de variables climatiques locales, celle-ci devant être suffisamment précise pour les besoins de la simulation thermique dynamique du bâtiment, mais également rester légère et demander peu de calculs et de mesures afin d'être à terme facilement intégrée à un système de contrôle en temps réel des équipements d'un bâtiment.

Nous avons tout d'abord effectué une étude bibliographique sur la modélisation locale à court terme du climat. De celle-ci nous savons que les deux principales grandeurs nécessaires à la modélisation du climat local sont le rayonnement solaire et la température. Ces deux grandeurs sont entièrement caractérisées respectivement par l'indice de clarté et l'écart à la normale saisonnière, deux grandeurs moins complexes à modéliser. L'étude bibliographique a également permis de retenir trois méthodes différentes de modélisation du climat : les chaînes de Markov, les processus ARMA et les réseaux de neurones artificiels. Deux de ces méthodes, les chaînes de Markov et les réseaux de neurones artificiels, ont été utilisées pour modéliser le climat local de Chambéry. Elles représentent respectivement une approche stochastique et une approche déterministe de la modélisation du climat.

Deux scénarii ont été utilisés pour la modélisation de la température avec les chaînes de Markov (approche stochastique). Le premier, avec une chaîne de Markov par mois, quelle que soit l'heure de la journée, donne un modèle effectuant des prévisions de la température à un horizon de 12 h et 24 h avec des erreurs (EMA) de l'ordre de 2 °C. Pour le rayonnement solaire l'EMA est d'environ 170 W/m<sup>2</sup> pour une erreur moyenne relative de 22 W/m<sup>2</sup>. Les mêmes résultats sont obtenus à partir du modèle issu du deuxième scénario, modèle comprenant une matrice par heure quelle que soit la période de l'année.

Le modèle déterministe de la modélisation de la température utilise les réseaux de neurones. Les prévisions à un horizon de 24 h avec ce modèle sont très légèrement meilleures que dans le cas stochastique utilisant l'espérance mathématique, avec une erreur d'environ 1,6 °C. Pour le cas du rayonnement solaire, l'écart moyen absolu est d'environ 90 W/m<sup>2</sup> à un horizon de 3 h. Dans les deux cas, au delà d'un horizon de prévision de 3 h les prévisions sont moins précises.

Tous les modèles mis en place dans cette étude n'ont pas une grande précision. Mais ce sont des méthodes ne nécessitant pas de supercalculateurs pour créer un modèle du climat local. Si une prévision plus précise est nécessaire, il est possible de faire appel aux prévisions des services de météorologie nationaux (§ 1.3.1) ou d'autres fournisseurs de données. Ceux-ci n'effectuent pas de prévision à échelle locale mais leurs prévisions sont plus précises que celles des modèles purement mathématiques. Une perspective serait donc d'utiliser des modèles mathématiques comme les chaînes de Markov et les réseaux de neurones artificiels pour prévoir l'écart entre les données

météorologiques prévues par des modèles physiques plus précis mais régionaux et les données locales autour du bâtiment. Une telle méthode permettrait de s'appuyer sur la précision des données issues des modèles physiques tout en gardant le caractère local des prévisions météorologiques.

Enfin, si un utilisateur a besoin de mettre en place une stratégie de gestion énergétique d'un bâtiment et n'a accès à aucun service de prévision météorologique, il peut alors utiliser l'un des modèles mis en place dans cette étude. Ceux-ci sont simples d'approche, ne nécessitent pas de connaissances des lois de la thermodynamique et de la mécanique des fluides comme pour les modèles physiques, ni de supercalculateurs.

Les modèles purement mathématiques de prévision des variables climatiques étudiés dans ce manuscrit permettent de mettre en place des stratégies de gestion énergétique d'un bâtiment. Un cas d'étude a concerné une journée froide d'hiver où l'objectif est d'effacer la consommation de pointe du bâtiment. Des prévisions météorologiques à un horizon de 3 h au maximum sont utilisées pour étudier une stratégie de commande du chauffage électrique. Cette régulation est ensuite mise en place dans le bâtiment avec les données météorologiques réelles et comparée avec une régulation issue d'une optimisation basée sur les données météorologiques réelles. Les deux stratégies de régulation mises en place sont au final très proches : le confort thermique dans le bâtiment est maintenu dans les deux cas et les heures de pointes sont effacées.

Les données météorologiques ne sont pas les seules données à prévoir pour utiliser précisément un modèle thermique dynamique de bâtiment. Un travail sur l'occupation du bâtiment est également nécessaire pour rendre plus fiables les données des scénarios considérés jusque-là.

## *Conclusions et perspectives*



## CONCLUSIONS

Dans ce travail de thèse, des stratégies de gestion énergétique ont été étudiées pour améliorer le confort thermique de l'occupant et diminuer les coûts de chauffage. Pour mettre en place ces stratégies, différents modèles sont utilisés, en premier lieu un modèle thermique dynamique du bâtiment qui doit être précis mais également suffisamment rapide à utiliser pour être utilisé dans une optimisation. Un modèle thermique dynamique aux volumes finis multizone réduit par analyse modale a été choisi. Le modèle est complété par un module aéraulique basé sur un modèle multizone pour la prise en compte de la ventilation naturelle dans le bâtiment. Le modèle thermo-aéraulique ainsi obtenu utilise des données d'occupation et de météorologie pour fonctionner. Dans un premier temps ces données sont supposées connues à l'avance. Enfin nous avons explicité la quelle notion de confort thermique considérée dans cette étude.

Une fois les principaux modèles décrits, nous nous sommes attachés à choisir un algorithme d'optimisation qui peut tirer le meilleur parti possible du cadre d'étude séquentiel tout en permettant, si possible, d'obtenir la régulation optimale. L'algorithme choisi est basé sur la programmation dynamique, il permet de tester un très grand nombre de régulations différentes tout en limitant le nombre de calculs à effectuer en utilisant le critère d'optimalité de Bellman. Il a été intégré dans le modèle thermique dynamique du bâtiment. Pour cela, nous avons rencontré plusieurs difficultés :

- ✓ La définition de la variable d'état qui doit représenter au mieux l'état du système étudié. Dans notre cas d'étude, la masse thermique du bâtiment est un point essentiel, nous avons donc choisi pour variable d'état l'énergie totale stockée dans le bâtiment.
- ✓ Il faut choisir le mode de fonctionnement de l'algorithme : « état fixe, commande calculée » ou « commande fixe, état calculé ». Nous avons montré que pour un bon fonctionnement de la programmation dynamique, il est préférable d'utiliser le premier mode. Pourtant dans le cas de la commande des ouvertures pour utiliser la ventilation naturelle, ce n'est pas possible, c'est donc le second mode qui est utilisé.
- ✓ Il faut choisir le mode de fonctionnement de la programmation dynamique, en sens temporel ou en sens inverse. Dans notre cas d'étude, nous avons préféré le sens temporel de la programmation dynamique.
- ✓ Pour le bon fonctionnement de l'algorithme d'optimisation, le graphe de la programmation dynamique doit être fixé au plus près des évolutions de la variable d'état. Il faut donc définir les bornes minimales et maximales de variation de la variable d'état au mieux. Nous avons choisi de les fixer en fonction de la valeur initiale de celle-ci, en ajustant en fonction du cas d'étude ces deux bornes.
- ✓ Pour le bon fonctionnement de l'algorithme d'optimisation, il faut également s'assurer que l'ensemble du graphe puisse être parcouru, et donc que les commandes minimales et maximales à partir du même point initial mènent à deux états différents au pas de temps suivant. Pour cela, il faut ajuster l'intervalle de discrétisation de la variable d'état en fonction de l'impact de la commande sur le

système étudié. Le pas de temps de l'optimisation  $dt$  et le nombre d'états  $N_e$  doivent donc être fixés en fonction de cette contrainte.

Suivant le cas d'étude, les optimisations étudiées ont été monocritère ou multicritère, mono-commande ou multi-commande, et ont été appliquées à des systèmes monozone ou bizona. Les temps d'optimisation sont courts pour un modèle thermique monozone (inférieurs à 10 min pour une semaine étudiée en général), mais les études sur un modèle bizona ont été réalisées avec des temps de calcul beaucoup plus longs, supérieurs à 1 h en général. Le premier cas d'étude développé concernait le pilotage du chauffage électrique pendant une période hivernale. Dans un premier temps une validation de l'algorithme d'optimisation a été effectuée, puis un cas d'étude d'effacement de la consommation en heures de pointe et un second cas d'effacement durant les heures où les émissions de CO<sub>2</sub> sont les plus importantes ont été traités. Dans les deux cas, avec un bâtiment très bien isolé et avec une forte inertie, toutes les heures de pointe ont été effacées tout en minimisant le coût global d'utilisation du chauffage.

Il est possible d'effacer la consommation d'électricité de la plupart des bâtiments bien isolés quelle que soit l'inertie de ces bâtiments. Une forte inertie permet en plus d'effacer la plupart des heures pleines et les variations de la température intérieure sont plus lentes et de moins forte amplitude. Par contre si le bâtiment est mal ou pas isolé, l'effacement des heures de pointe n'est plus possible, il n'est même pas pertinent d'essayer de diminuer la consommation de chauffage pendant ces heures car la consommation énergétique augmente fortement. La priorité doit donc être dans ce cas d'effectuer une rénovation thermique du bâtiment.

Le second cas d'étude concernait le pilotage de la ventilation forcée, de la ventilation naturelle et/ ou des stores dans le cadre d'une période de forte chaleur estivale. Les stores ont le moins d'impact sur le bâtiment car ils ne permettent pas de le rafraîchir. Par contre ils se combinent très bien avec une régulation de la ventilation forcée qui permet d'effectuer des sur-ventilations nocturnes et donc de libérer l'énergie stockée dans le bâtiment. Le pilotage des ouvertures telles que les fenêtres est également très efficace pour améliorer le confort thermique dans le bâtiment à l'aide de la ventilation naturelle. L'effet de celle-ci est par contre moins facile à évaluer car cela nécessite des données, concernant le vent et son impact sur le bâtiment principalement, qui sont délicates à mesurer ou à estimer.

Les résultats du modèle mis en œuvre pour la ventilation naturelle ont également été comparés à des mesures réalisées dans la maison Air et Lumière construite par Vélux. Une fois le calibrage du modèle aéraulique réalisé, nous avons pu comparer la régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique pilotant les ouvertures et la régulation en temps réel mise en œuvre dans la maison, pilotant à la fois les stores et les ouvertures. Les deux régulations ont des résultats assez similaires, ainsi anticiper les conditions climatiques permet de pallier le fait que les stores ne soient pas pilotés. Dans ce cas d'étude les conditions climatiques étaient connues à l'avance, nous avons ensuite cherché à les prévoir à un horizon de 3 h, 12 h et 24 h. Des deux méthodes mises en place, les réseaux de neurones artificiels et les chaînes de Markov, aucune n'a de

résultats précis au delà d'un horizon de 3 h, que ce soit pour la température ou le rayonnement solaire global horizontal. Malgré ces prévisions à horizon de 3 h au maximum, une régulation issue d'une optimisation par la programmation dynamique conduit à des résultats très semblables à ceux d'une régulation, toujours issue d'une optimisation par la programmation dynamique, mise en place à partir des données météorologique réelles. Ce résultat est possible notamment car le bâtiment étudié est très bien isolé.

## **PERSPECTIVES**

Les perspectives de ce travail sont nombreuses. Dans un premier temps les modèles peuvent être améliorés. Dans le cas d'une optimisation multizone, un modèle thermique plus rapide à simuler peut être intéressant. Le développement de modèles mathématiques approchés est une solution possible. En ce qui concerne le modèle d'occupation, il pourrait être amélioré en prenant en compte des données stochastiques d'évolution de l'occupation en utilisant les chaînes de Markov par exemple. Le modèle de prévision météorologique pourrait lui être amélioré en s'appuyant sur des prévisions précises régionales effectuées par un modèle physique (par exemple Météo France), et affiner ces données grâce à un modèle mathématique tel qu'un réseau de neurones artificiel ou un modèle de type ARMA pour représenter l'environnement proche du bâtiment. Le modèle aéraulique pourrait lui être amélioré avec des valeurs plus précises des coefficients de pression du vent sur le bâtiment  $C_p$ , de sa vitesse et de son orientation. Il serait d'ailleurs très intéressant d'effectuer une étude poussée de l'impact des sollicitations sur les résultats d'optimisation avec des bâtiments très bien isolés, en prenant en compte non seulement la météorologie mais aussi l'occupation du bâtiment.

Si l'inertie du bâtiment est plus faible, pour éviter des augmentations importantes de la température intérieure lors de l'effacement de la consommation électrique du chauffage pendant les périodes de pointe, il serait intéressant de supprimer la contrainte du seuil minimum de température à 19 °C. La température intérieure pourrait alors être prise en compte dans la fonction objectif et une optimisation multicritère confort-coût être réalisée. La température intérieure pourrait alors légèrement diminuer pendant les heures de pointe pour éviter une augmentation trop brutale de la température avant les heures concernées. Le chauffage électrique n'est pas la seule cause de la pointe de consommation électrique, toutes les autres charges du bâtiment (lave linge, lave vaisselle, etc.) pourraient également être gérées de façon prédictive pour rejoindre les travaux de [LE 08].

Enfin, les régulations mises en œuvre dans ce travail de thèse sont sur des durées importantes, entre 24 h et deux semaines, pour permettre d'anticiper les changements du climat, de l'occupation ou des politiques tarifaires pour le cas du chauffage électrique par exemple. Les trajectoires obtenues pourraient être recalées avec une régulation en temps réel nécessitant moins de puissance de calcul et pouvant donc plus facilement être implémentée dans un bâtiment résidentiel. Tous les cas d'études ont justement été réalisés sur des bâtiments résidentiels. Il serait

intéressant de regarder quelles peuvent être les améliorations obtenues par une régulation énergétique d'un bâtiment tertiaire avec par exemple un effacement de la consommation de pointe de la climatisation en été.





## ***Annexes***



## A. RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

---

- [ALES 10] F. Alessi, A. Balotoken Dika, « Recherche d'interactions et de corrélations entre le confort thermique, la qualité de l'air intérieur et le confort visuel », *Conférence - International Building Performance Simulation Association*, 2010.
- [ARGI 04] A.A. Argiriou, I. Bellas-Velidis, m ; Kummert, P. andré, « A neural network controller for hydronic heating systems of solar buildings », *Neural Networks*, vol.17, p.427-440, 2004.
- [ASCH 09] J. Aschaber, M. Hiller, R. Weber, « TRNSYS17: new features of the multizone building model », *Building Simulation*, p. 1983-1988, 2009.
- [ASHR 03] American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers (ASHRAE), « Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy », *Third Public Review*, 2003.
- [BAKE 96] N. Baker, M. Standeven, « Thermal comfort for free running-buildings », *Energy and Buildings*, vol. 23, pp. 175-182, 1996.
- [BAUE 98] M. Bauer, « Gestion biomimétique de l'énergie dans le bâtiment », *Thèse de doctorat n° 1792*, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1998.
- [BELL 57] R. Bellman, « Dynamic programming », *Princeton University Press*, Princeton, USA, 1957.
- [BEMP 02] A. Bemporad, F. Borelli, M. Morari, « Model predictive control based on linear programming: the explicit solution », *IEEE Transactions on automatic control*, vol.47, n°12, p. 1974-1985, 2002.
- [BOUC 08] S. Boucheron, « Chaines de Markov M1 », *LPMA Statistique*, 2008
- [BOUR 05] D. Bourgeois, « Detailed occupancy prediction, occupancy-sensing control and advanced behavioural modeling within whole-building energy simulation », *Thèse de la Faculté des études supérieures de l'Université Laval, Québec*, 2005.
- [BRAU 01] J.E. Braun, K.W. Montgomery, N. Chaturvedi, « Evaluating the Performance of Building Thermal Mass Control Strategies », *HVAC&R Research*, vol.7, n°4, p.403-428, 2001.
- [BROO 88] D.S. Broomhead, D. Lowe, « Radial Basis Functions, Multi-Variable Functional Interpolation and Adaptive Networks », *Royal Signals and Radar Establishment*, Memorandum 4148, 1988.
- [BRUN 09] A. Brun, C. Spitz, E. Wurtz, L. Mora, « Behavioural comparison of some predictive tools used in low-energy building », *Building Simulation 2009*, p. 1185-1190, 2009.
- [BRY5 75] A.E. Bryson, Y.C. Ho, « Applied Optimal Control: Optimization, Estimation and Control », *Taylor & Francis*, 1975.

- [CALV 04]** F. Calvino, M. La Gennusa, G. Rizzo, G. Scaccianoce, « The control of indoor thermal comfort conditions: introducing a fuzzy adaptive controller », *Energy and Buildings*, vol.36, Issue 2, p. 97-102, 2004.
- [CAO 08]** J. Cao, X. Lin, “Application of the diagonal recurrent wavelet neural network to solar irradiation forecast assisted with fuzzy technique”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 21, p 1255-1263, 2008
- [CHEN 01]** T.Y. Chen, « Real-time predictive supervisory operation of building thermal systems with thermal mass », *Energy and Buildings*, vol.33, p. 141-150, 2001.
- [CHEN 06]** K. Chen, Y. Jiao, E.S. Lee, « Fuzzy adaptive networks in thermal comfort », *Applied Mathematics Letters*, vol.19, pp. 420-426, 2006.
- [CHIFF 09]** « Les chiffres clés du bâtiment 2009 », *Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie*, 2009.
- [CHOL 05]** A-L. Cholesky, « Sur la résolution numérique des systèmes d'équations linéaires », *Bulletin de la société des amis de la bibliothèque de l'École polytechnique*, n°39, 2005.
- [CLAR 87]** D.W. Clarke, C. Mohtadi, P.S. Tuffs, « Generalized predictive control – Part1. The basic algorithm », *Automatica*, vol.23, Issue 2, p. 137-148, 1987.
- [DOUN 09]** A.I. Dounis, C. Caraiscos, « Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment – A review ». *Renewable and sustainable Energy Reviews*, vol.13, p.1246-1261, 2009.
- [DRUR 98]** B. Drury, Crawley, « Which Weather Data Should You Use for Energy Simulations of Commercial Buildings? », *ASHRAE Transactions 104*, part 2, 1998.
- [DOUN 09]** A.I. Dounis, C. Caraiscos, « Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment – A review », *Renewable and sustainable Energy Reviews*, vol.13, p.1246-1261, 2009.
- [DUFF 91]** John A. Duffie, W.A. Beckam, “Solar Engineering of thermal processes, second edition”, *John Wiley & Sons*, 1991
- [ECOI 10]** Ecoinvent « International Reference Life Cycle Data System Handbook. Ecoinvent Data v2.2 », *Swiss Centre for Life Cycle Inventories*, [www.ecoinvent.ch/LCD](http://www.ecoinvent.ch/LCD). 2010.
- [ELIT 10]** <http://www.lesenr.fr/actualites/209-bilan-elithis.html>
- [ENER]** <http://labo-energetic.eu/fr/lab/>
- [ENER 11]** EnergyPlus, « EnergyPlus Engineering Reference », 2011.
- [ESCR 10]** G. Escrivá-Escrivá, I. Segura-Heras, M. Alcazar-Ortega, « Application of an energy management and control system to assess the potential of different control strategies in HVAC systems », *Energy and Buildings*, vol.42, p. 2258-2257, 2010.

- [FANG 67]** P.O. Fanger, « Calculation of thermal comfort: Introduction of a basic comfort equation », *ASHRAE Transactions*, vol.73, part 2, 1967.
- [FEUS 05]** H.E. Feustel, B.V. Smith, V. Dorer, A. Haas, A. Weber « COMIS – User Guide », Laboratoire Federal d'Essai des Matériaux et de recherche, Lausanne, 2005.
- [GARC 86]** C.E. Garcia, A.M. Morshedi, « Quadratic programming solution of dynamic matrix control (QDMC) », *Chemical Engineering Communications*, vol.46, p. 73-87, 1986.
- [GREE 10]** E.M Greensfelder, G.P Henze, C. Felsmann, « An investigation of optimal control of passive building thermal storage with real time pricing », *Journal of Building Performance Simulation*, vol.4, n°2, p. 91 – 104, 2011.
- [GUER 79]** B. Guerrier, E. Boileau, C. Benard, « Analyse statistique temporelle de l'irradiation solaire globale quotidienne : modélisation d'une variable réduite à l'aide de modèles stochastiques A.R.M.A », *Revue Physique Appliquée*, p. 93-102, 1980.
- [HAGA 94]** M.T. Hagan, M.B. Menhaj, « Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm », *IEEE transactions on neural networks*, vol.5, n°6, 1994.
- [HALD 11]** F. Haldi, D. Robinson, « Modeling Occupants' Presence and Behaviour –Part I », *Journal of Building Performance Simulation*, vol.4, 2011.
- [HART 68]** P. E. Hart, N. J. Nilsson et B. Raphael, « A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths », *IEEE Transactions of Systems Science and Cybernetics*, vol.4, n°2, p. 100-107, 1968.
- [HAMD 98]** M. Hamdi, G. Lachiver, « A fuzzy Control System Based on the Human Sensation of Thermal Comfort », *Fuzzy systems Proceedings*, IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1998.
- [HENS 91]** J.L.M. Hensen, « On the thermal interaction of building structure and heating and ventilating system », Thèse de doctorat, Eindhoven University of Technology, 1991.
- [HENZ 04]** G.P Henze, C. Felsmann, G. Knabe, « Evaluation of optimal control for active and passive building thermal storage », *International Journal of Thermal Sciences*, vol.43, p. 173-183, 2004.
- [HUMP 95]** M.A. Humphreys, « Thermal comfort temperature and the habits of hobbits », *Standards for thermal comfort: indoor air temperature standards for the 21st century*, p. 3-12, 1995.
- [KHOT 98]** A. Khotanzad, R. Afkhami-Rhani, D. Maratukulam, « ANNSTLF- Artificial Neural Network Short-Term Load Forecaster- Generation Three », *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.13, No. 4, 1998.
- [KOJI 04]** A. Kojima, M. Morari, « LQ control for constrained continuous-time systems », *Automatica*, vol. 40, p. 1143-1155, 2004.

- [LAGO 03]** K. Lagouvardos, V. Kotroni, A. Koussis, H. Feidas, A. Buzzi, P. Malguzzi, « The Meteorological Model BOLAM at the National Observatory of Athens: Assessment of Two-Year Operational Use », *Journal of applied meteorology*, vol. 42, n°11, p. 1667-1678, 2003
- [LE 08]** K. Le, « Gestion optimale des consommations d'énergie dans les bâtiments », *Thèse de doctorat*, Institut Polytechnique de Grenoble et de l'Université de Danang, 2008.
- [LIAN 05]** J. Liang, R. Du, « Thermal Comfort Control Based on Neural Network for HVAC Application », *Proceedings of the 2005 IEE Conference on Control Applications*, 2005.
- [LUND 85]** H. Lund, « Short Reference Years and Test Reference Years for E.E.C. Countries », *Final Report EUR 10208 EN*, 1985.
- [MALI 10]** P. Malisani, F. Chaplais, N. Petit, D. Feldmann, « Thermal building model identification using time-scaled identification methods », *49th IEEE Conference on Decision and Control*, p.308-315, 2010.
- [MALI 11]** P. Malisani, B. Favre, S. Thiers, B. Peuportier, F. Chaplais, N. Petit, « Investigating the ability of various building in handling load shiftings », *IEEE Power Engineering and Automation Conference*, Wuhan, China, 2011.
- [MALI 11-2]** P. Malisani, F. Chapelais, N. Petit, « Design of penalty functions for optimal control of linear dynamical systems under state and input constraints », *50<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*, Orlando, USA, 2011.
- [MARQ 88]** P. Marquis, J.P. Broustail, « SMOC, a bridge between state space and model predictive controllers: application to the automation of a hydrotreating unit », *Proceedings of the IFAC workshop on model based process control*, Oxford : Pergamon Press, p. 37-43, 1988.
- [MATH 00]** E.H. Matthews, D.C. Arndt, C.B. Piani, E. van Heerden, « Developing cost efficient control strategies to ensure optimal energy use and sufficient indoor comfort », *Applied Energy*, vol. 66, p. 135-159, 2000.
- [MATY 01]** I. Matyasovszky, « A non linear approach to modeling climatological time series », *Theoretical and Applied Climatology*, vol.69, p. 139-147, 2001.
- [MAYN 00]** D.Q. Mayne *et al*, « Constrained model predictive control: Stability and optimality », *Automatica*, vol.36, p.789-814, 2000.
- [McCA 02]** K.J. McCartney, J.F. Nicol, « Developing an adaptive control algorithm for Europe », *Energy and Buildings*, vol.34, pp. 623-635, 2002.
- [METE 08]** <http://comprendre.meteofrance.com/>
- [MILL 85]** A.J. Miller, L.M. Leslie, « Short-term, single-station probability of precipitation forecasting using linear and logistic models », *Beiträge zur Physik der Atmosphäre*, 1985, vol. 58, n°4, p. 517-527.

- [MORA 03]** L. Mora, « Prédiction des performances thermo-aérauliques des bâtiments par l'association de modèles de différents niveaux de finesse au sein d'un environnement orienté objet », Thèse de doctorat, Université de la Rochelle, La Rochelle, 2003.
- [MORR 94]** F.B. Morris, J.E. Braun, S.J. Treado, « Experimental and simulated performance of optimal control of building thermal storage », *ASHRAE Transactions*, vol.100, n°1, p. 402-414, 1994.
- [MOUJ 12]** B. Moujalled, F. Allard, « Le confort thermique dans les locaux de sommeil », *RT2012 : Groupe scientifique confort d'été*, 2012.
- [MUSY 01]** M. Musy, E. Wurtz, F. Winkelmann, F. Allard, « Generation of a zonal model to simulate natural convection in a room with radiative/convective heater », *Building and Environment*, vol. 36, p. 589-596, 2001.
- [NADE 00]** S. Nadel, F. Gordon, C. Neme, « Using Targeted Energy Efficiency Programs to Reduce Peak Electrical Demand and Address Electric System Reliability Problems », *American Council for an Energy-Efficiency Economy*, Washington DC, 2000.
- [NAGA 02]** T. Nagai, « Optimization method for minimizing annual energy, peak energy demand, and annual energy cost through use of building thermal storage », *ASHRAE Transactions*, vol.108, part 1, n°4496, 2002.
- [NARE 77]** P.M. Narendra, K. Fukunaga, « A Branch and Bound Algorithm for Feature Subset Selection », *IEEE Transactions on Computers*, vol.6, n°9, 1977.
- [NICO 02]** J.F Nicol, M.A. Humphreys, « Adaptive thermal confort and sustainable thermal standards for building », *Energy and Buildings*, vol. 34, p. 563-572, 2002.
- [NIEL 11]** M.V. Nielsen, S. Svendsen, L.B. Jensen, « Quantifying the potential of automated dynamic solar shading in office buildings through integrated simulations of energy and daylight », *Solar Energy*, vol.85, pp.757-768, 2011
- [NYGA 90]** A.M. Nygard Ferguson, « Predictive thermal control of building systems », *Thèse de doctorat n°876*, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1990.
- [OLDE 10]** F. Oldewurtel et al., « Energy efficient building climate control using Stochastic Model Predictive Control and weather predictions », *American Control Conference*, 30 Juin 2010 – 2 Juillet 2010.
- [OLES 06]** B.W. Olesen, O. Seppanen, A. Boerstra, « Criteria for the indoor environment for energy performance of buildings - a new european standard », *European Organisation for Standardization (CEN)*, 2006.
- [PERE 92]** R. Perez, R. Seals, A. Zelenka, R. Taylor, V. Estrada-Cajigal, « Using satellite-derived insolation for real time simulation of solar systems », ANES, 1992.

- [PERS 03]** A. Persily, J. Crum, S. Nabinger, M. Lubliner, « Ventilation characterization of a new manufactured house », AIVC 24<sup>th</sup> Conference & BETEC Conference –Ventilation, Humidity, Control and Energy Proceedings, p. 295-300, Washington DC, 2003.
- [PEUP 08]** B. Peuportier, « Éco-conception des bâtiments et des quartiers », Collection Sciences de la Terre et de l'Environnement, *Presses de l'École des Mines de Paris*, 2008.
- [PEUP 90]** B. Peuportier, I.B. Sommereux, « Simulation tool with its expert interface for the thermal design of multizone buildings ». *International Journal of Sustainable Energy*. vol. 8, p. 109-120, 1990.
- [POIG 10]** S. Poignant, B. Sido « Groupe de travail sur la Maîtrise de la pointe électrique », Rapport parlementaire Poignant – Sido, Avril 2010.
- [POLS 96]** B. Polster, B. Peuportier, I. B. Sommereux, P.D. Pedregal, C. Gobin, E. Durand, « Evaluation of the environmental quality of buildings - a step towards a more environmentally conscious design », *Solar Energy*, vol. 57 n°3, p 219-230, mars 1996.
- [ROSE 58]** F. Rosenblatt, « The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. », *Psychological Review*, vol. 65(6), p. 386-408, 1958.
- [ROUH 82]** R. Rouhani, R. K. Mehra, « Model algorithmic control (MAC); basic theoretical properties », *Automatica*, vol. 18, Issue 4, p. 401-414, 1982.
- [RT 2012]** « Arrêté du 26 octobre 2010 relatif aux caractéristiques thermiques et aux exigences de performance énergétique des bâtiments nouveaux et des parties nouvelles de bâtiments », *Journal Officiel de la République Française*, Octobre 2010.
- [RTE]** Réseau de Transport d'électricité, <http://www.rte-france.com/fr/>
- [RTE 12]** « Bilan électrique 2012 », Réseau de Transport d'électricité (RTE), 2012.
- [SANE 08]** H. Sane, M. Guay, « Minmax dynamic optimization over a finite-time horizon for building demand control », *American Control Conference*, Seattle, Washington, USA, 2008.
- [SCHW 01]** F. Schwenker, H.A. Kestler, G. Palm, « Three learning phases for radial-basis-function networks », *Neural Networks*, vol.14, p. 439-458, 2001.
- [SOAR 04]** J. Soares, A.P. Oliveira, M.Z. Bonar, P. Mlakar, J.F. Escobedo, A.J. Machado, "Modeling hourly diffuse solar-radiation in the city of Sao Paulo using a neural-network technique", *Applied Energy*, vol.79, p.201-214, 2004
- [SOMM 89]** I.B. Sommereux, G. Lefebvre, « Simulation de bâtiment multizone par couplage de modèles modaux réduits », *Chauffage Ventilation Conditionnement d'air*, n°5, p. 31-37, 1989.
- [SOMO 04]** P. Somol, P. Pudil, J. Kittler, « Fast Branch and Bound Algorithms for optimal Feature Selection », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.26, n°7, 2004.



- [SZNA 87]** M. Sznaier, M.J. Damborg, « Suboptimal control of linear systems with state and control inequality constraints », *Proceedings of the 26<sup>th</sup> Conference on Decision and Control*, Los Angeles, 1987.
- [TASA 02]** I. Tasadduq, S. Rehman, K. Bubshait, « Application of neural networks for the prediction of hourly mean surface temperatures in Saudi Arabia », *Renewable Energy*, vol.25, p545-554, 2009
- [THEL 09]** F. Thellier, « Méthode d'évaluation du confort thermique », *Système de micro-cogénération et de ventilation adapté aux logements à très faibles besoins énergétiques*, Projet MICRO 15 kWh, Rapport final, 2009.
- [TNO]** TNO webapplications. <http://cpngen.bouw.tno.nl>
- [TOUS 00]** M. Toussaint, B. Jacquemin, I. Donet, A. Carlier, M. Malkomes, « GSF – A Doppler Weather Radar Based Tracking Tool », *Physics and Chemistry of the Earth*, vol. 25, n°10-12, p. 1339-1342, 2000.
- [TROC 09]** M. Trocmé, « Aide aux choix de conception de bâtiments économes en énergie », *Thèse de doctorat*, Mines ParisTech, 2009.
- [TYAG 07]** V.V. Tyagi, D. Buddhi, « PCM thermal storage in buildings: A State of art. » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. vol. 11, p. 1146-1166, 2007.
- [WALT 06]** G.N. Walton, W.S. Dols, « CONTAM 2.4 user guide and program documentation », National Institute of Standard and Technology, Gaithersburg, 2006.
- [WASS 93]** P.D. Wasserman, « Advanced Methods in Neural Computing », *Van Nostrand Reinhold*, New York, p. 155 -161, 1993.
- [WEBE 03]** A. Weber, M. Koschenz, V. Dorer, M. Hiller, S. Holst, « TRNFLOW , a new tool for the modeling of heat, air and pollutant transport in buildings within TRNSYS », *IBPSA 8<sup>th</sup> Conference*, Netherlands, 2003.
- [YAMA 99]** F. Yamada, « Development of air-conditioning control algorithm for building energy-saving », *International Conference on Control Applications*, USA, 1999.

## B. VALEURS DES CP UTILISÉES

Valeurs des Cp en fonction de l'orientation relative du vent. cp1 correspond à la fenêtre du rez-de-chaussée, cp2 à la fenêtre dans la chambre orientée ouest à l'étage et cp3 et cp4 aux deux chambres au sur à l'étage.

	0	5	10	15	20	25	30	35	40	45
cp1	-0.61	-0.456	-0.292	-0.131	0.027	0.168	0.293	0.397	0.479	0.544
cp2	-1.15	-1.049	-0.932	-0.816	-0.703	-0.605	-0.522	-0.459	-0.415	-0.387
cp3	-0.357	-0.362	-0.375	-0.405	-0.451	-0.516	-0.599	-0.694	-0.801	-0.905
cp4	-0.368	-0.376	-0.392	-0.427	-0.48	-0.554	-0.65	-0.762	-0.888	-1.016

	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95
cp1	0.591	0.629	0.656	0.681	0.702	0.722	0.738	0.745	0.743	0.718
cp2	-0.375	-0.37	-0.373	-0.375	-0.376	-0.373	-0.367	-0.361	-0.355	-0.357
cp3	-1.007	-1.089	-1.153	-1.202	-1.229	-1.168	-1.031	-0.884	-0.722	-0.548
cp4	-1.143	-1.251	-1.34	-1.414	-1.465	-1.408	-1.258	-1.091	-0.902	-0.69

	100	105	110	115	120	125	130	135	140	145
cp1	0.672	0.595	0.488	0.35	0.182	-0.006	-0.214	-0.425	-0.638	-0.831
cp2	-0.367	-0.391	-0.431	-0.487	-0.56	-0.642	-0.733	-0.822	-0.907	-0.975
cp3	-0.361	-0.179	-0.003	0.157	0.299	0.415	0.507	0.579	0.63	0.669
cp4	-0.458	-0.229	-0.003	0.197	0.372	0.518	0.634	0.717	0.767	0.787

	150	155	160	165	170	175	180	185	190	195
cp1	-1.006	-1.164	-1.299	-1.333	-1.279	-1.214	-1.133	-1.034	-0.92	-0.807
cp2	-1.026	-1.065	-1.087	-1.028	-0.899	-0.765	-0.62	-0.463	-0.296	-0.133
cp3	0.697	0.722	0.742	0.759	0.771	0.771	0.759	0.724	0.667	0.579
cp4	0.779	0.765	0.744	0.719	0.691	0.661	0.63	0.588	0.537	0.465

	200	205	210	215	220	225	230	235	240	245
cp1	-0.695	-0.599	-0.517	-0.454	-0.411	-0.383	-0.371	-0.367	-0.369	-0.371
cp2	0.027	0.171	0.299	0.406	0.491	0.559	0.611	0.652	0.683	0.712
cp3	0.463	0.32	0.149	-0.044	-0.257	-0.473	-0.691	-0.887	-1.065	-1.225
cp4	0.375	0.259	0.12	-0.035	-0.205	-0.378	-0.556	-0.72	-0.873	-1.015

	250	255	260	265	270	275	280	285	290	295
cp1	-0.372	-0.37	-0.364	-0.358	-0.352	-0.354	-0.363	-0.388	-0.427	-0.483
cp2	0.736	0.755	0.769	0.778	0.78	0.755	0.704	0.621	0.506	0.361
cp3	-1.362	-1.396	-1.342	-1.275	-1.189	-1.084	-0.962	-0.841	-0.722	-0.618
cp4	-1.14	-1.181	-1.148	-1.103	-1.04	-0.958	-0.859	-0.759	-0.658	-0.569

	300	305	310	315	320	325	330	335	340	345
cp1	-0.555	-0.636	-0.726	-0.814	-0.898	-0.964	-1.014	-1.052	-1.072	-1.013
cp2	0.188	-0.006	-0.22	-0.437	-0.656	-0.854	-1.031	-1.192	-1.328	-1.36
cp3	-0.529	-0.461	-0.414	-0.384	-0.371	-0.366	-0.368	-0.371	-0.373	-0.371
cp4	-0.492	-0.433	-0.391	-0.366	-0.356	-0.354	-0.36	-0.365	-0.371	-0.372

	350	355
cp1	-0.886	-0.754
cp2	-1.303	-1.235
cp3	-0.366	-0.362
cp4	-0.371	-0.369

## C. PLANS DE LA MAISON AIR ET LUMIÈRE

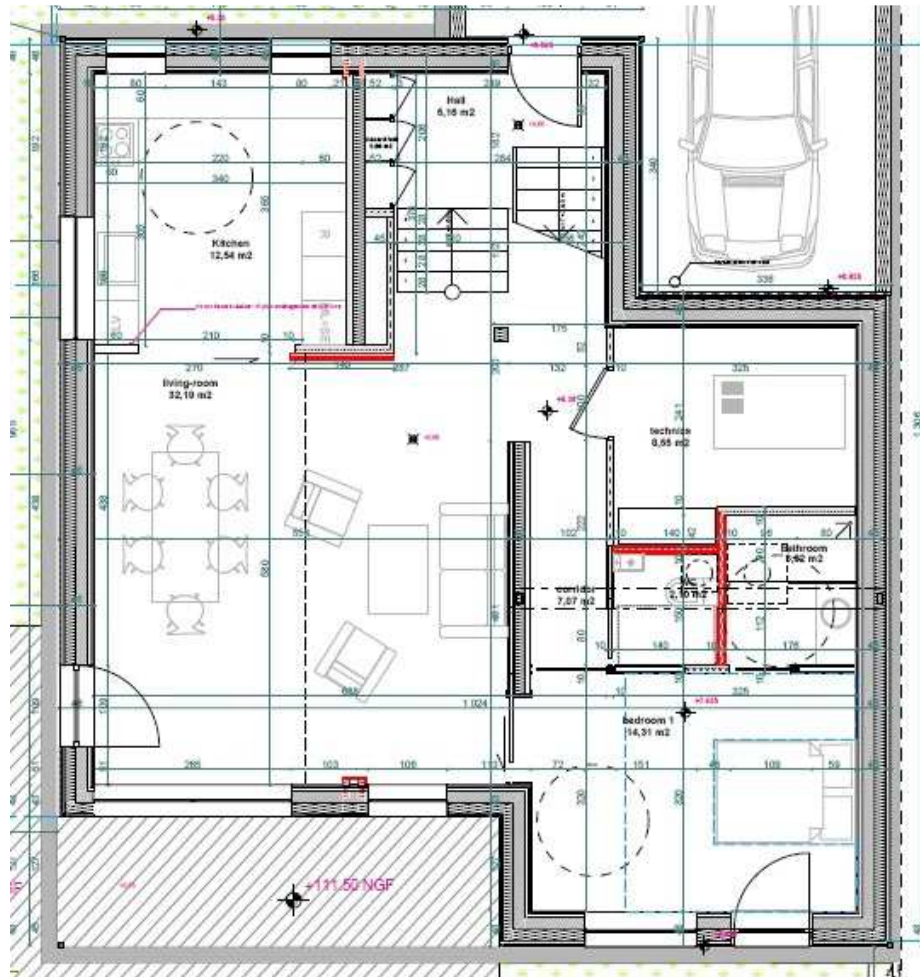


Figure 133 : Plan du rez-de-chaussée

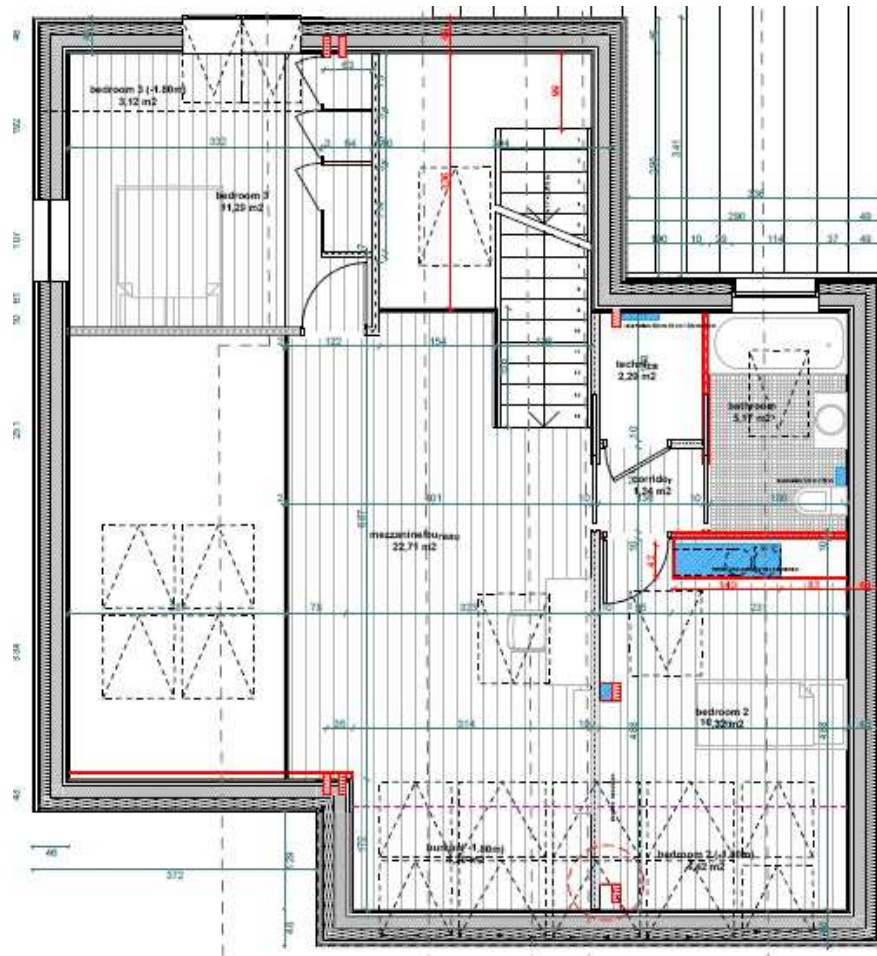


Figure 134 : Plan de l'étage

# D. DEUX ALGORITHMES D'OPTIMISATION POUR L'APPRENTISSAGE DES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

---

## 1/ Le simple-minded gradient (BP) algorithm

L'algorithme le plus utilisé est le « simple-minded gradient scheme », expliqué dans [TASA 02] et [HAGA 94]. Une première sortie est calculée avec les valeurs initiales des poids  $W_{ij}$  et des biais  $b_j$ . Cet algorithme consiste à mesurer l'erreur entre la sortie du réseau de neurones et la sortie du jeu de données et à la propager en sens contraire à travers le réseau de neurones en modifiant les poids et les biais pour minimiser cette erreur.

Il faut tout d'abord mesurer l'erreur à la sortie :

$$E(t) = \sum_{j=1}^n \frac{1}{2} \|y_{0j} - y_j\|^2 \quad \text{A.1}$$

avec  $j \in [1, n]$ ,  $n$  le nombre de sorties du réseau de neurones et  $y_{0j}$  la fonction objectif de la  $j$ -ième sortie  $y_j$ . Définissons la matrice des sorties des neurones, une matrice  $N \times M$ , avec  $N$  le nombre maximal de neurones par couche et  $M$  le nombre de couches du réseau. Nous reprenons ici les notations de la partie 1.4.2 :

$$y_j^{k+1} = f^{k+1} \left( \sum_{i=0}^N W_{ij}^{k+1} y_i^k + b_j^{k+1} \right) \quad \text{A.2}$$

avec  $j$  le numéro du neurone de la couche  $k+1$  du réseau et  $i$  le numéro du neurone de la couche  $k$  du réseau. Posons

$$S_j^{k+1} = \sum_{i=0}^N W_{ij}^{k+1} y_i^k + b_j^{k+1} \quad \text{A.3}$$

Ainsi l'équation A.2 devient :

$$y_j^{k+1} = f^{k+1}(S_j^{k+1}) \quad \text{A.4}$$

Comme expliqué précédemment, les réseaux de neurones sont entraînés en ajustant les poids  $W_{ij}$  et les biais  $b_j$  de chaque neurone du réseau afin que la sortie soit la plus proche possible de la fonction objectif :

$$\Delta W_{ij}^k = -\alpha \frac{\partial E}{\partial W_{ij}^k} \quad \text{A.5}$$

$$\Delta b_j^k = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_j^k} \quad \text{A.6}$$

$\alpha$  étant le taux d'apprentissage. Ces deux valeurs sont calculées grâce au critère de sensibilité :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial E}{\partial W_{ij}^k} = \frac{\partial E}{\partial S_j^k} \frac{\partial S_j^k}{\partial W_{ij}^k} = \delta_j^k y_i^{k-1} \\ \frac{\partial E}{\partial b_j^k} = \frac{\partial E}{\partial S_j^k} \frac{\partial S_j^k}{\partial b_j^k} = \delta_j^k \end{array} \right\} \quad \text{A.7}$$

avec  $\delta_j^k$  le critère de sensibilité.

Il est possible de propager la sensibilité à travers les couches du réseau de neurones, c'est-à-dire d'exprimer  $\delta_j^k$  en fonction de  $\delta_j^{k+1}$ .

$$\delta_j^k = F'^k(S^k) W^{k+1} \delta_j^{k+1} \quad \text{A.8}$$

où

$$F'^k(S^k) = \begin{pmatrix} f'^k(S_1^k) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & f'^k(S_N^k) \end{pmatrix} \quad \text{A.9}$$

et

$$f'^k(S_1^k) = \frac{df^k(S_1^k)}{dS_1^k} = \frac{dy_1^k}{dS_1^k} \quad \text{A.10}$$

On initialise cette relation de récurrence (A.8) par la dernière couche :

$$\delta_j^M = -F'^M(S^M) e_j^M \quad \text{A.11}$$

avec

$$e_j^M = (y_{0j} - y)^2 \quad \text{A.12}$$

L'algorithme fonctionne en deux étapes :

- l'étape d'initialisation : les poids et les biais sont distribués au hasard, on calcule l'erreur pour chaque sortie grâce à (A.1). Ensuite, on calcule la modification des poids

pour la dernière couche du réseau grâce à (A.5) et (A.6). On obtient ainsi le critère de sensibilité de la dernière couche du réseau grâce à (A.7).

- l'étape itérée : Grâce à la sensibilité obtenue précédemment on calcule celle de la couche de neurones précédente grâce à (A.8), (A.9), (A.10), (A.11). Ensuite grâce à (A.7), il est possible de calculer (A.5) et (A.6) et donc de mettre à jour les poids et biais de chaque neurone de la couche précédente. On redémarre ensuite cette étape pour la couche précédente avec le nouveau critère de sensibilité obtenu.

Cet algorithme est appliqué pour chaque donnée du jeu de données fourni. Plus le nombre de données est élevé, plus l'algorithme est précis mais il sera également plus long à s'entraîner.

## 2/ Le Resilient backPROPagation algorithme : Rprop

Cet algorithme fonctionne de la même manière que l'algorithme « simple-minded gradient » excepté pour les étapes (A.5) et (A.6). A ces étapes, l'algorithme ne prend en compte que le signe de la dérivée. L'amplitude de la dérivée n'est pas utilisée, elle est remplacée par une constante  $\eta^-$ ,  $\eta^- < 1$ , si la dérivée est négative et  $\eta^+$ ,  $\eta^+ > 1$  si elle est positive.

Le mécanisme est le suivant :

- ✓ Si le signe de la dérivée partielle (A.5) ou (A.6) est différent de celui de l'itération précédente, la dérivée partielle du poids est multipliée par le facteur  $\eta^-$ .
- ✓ Si le signe de la dérivée partiel est identique à celui de l'itération précédente, la dérivée partielle du poids est multipliée par le facteur  $\eta^+$ .

$\eta^+$  et  $\eta^-$  ont été déterminés empiriquement et valent respectivement 1,2 et 0,5.



## E. CALCUL DU RAYONNEMENT EXTRA-TERRESTRE $H_0$

---

Pour calculer le rayonnement solaire extra-terrestre  $H_0$ , nous partons du calcul du rayonnement extra-terrestre sur le plan normal au rayonnement  $G_0$  :

$$G_0 = G_c * \left(1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi n}{365}\right)\right) \quad \text{A.13}$$

avec  $G_c$  la constante solaire valant  $1367 \text{ W/m}^2$  et  $n$  le jour de l'année. Le calcul du rayonnement extra-terrestre sur un plan horizontal s'effectue de la manière suivante :

$$G = G_c * \left(1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi n}{365}\right)\right) \cos(\theta_z) \quad \text{A.14}$$

Il est possible d'exprimer  $\theta_z$  en fonction d'autres angles caractéristiques du rayonnement solaire : la latitude  $\phi$ ,  $\delta$ , la déclinaison, l'angle entre la position du soleil à midi et le plan de l'équateur (dépendant du jour de l'année) et  $\omega$  l'angle horaire représentant le déplacement du soleil d'est en ouest par rapport au méridien locale dû à la rotation de la terre sur son axe de  $15^\circ$  par heure. Le rayonnement extra-terrestre devient :

$$G = G_c * \left(1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi n}{365}\right)\right) (\cos(\phi) \cos(\delta) \cos(\omega) + \sin(\phi) \sin(\delta)) \quad \text{A.15}$$

En intégrant cette équation sur un pas de temps horaire  $[t_0 ; t_0+3600]$ , il est ainsi possible de calculer le rayonnement moyen horaire extraterrestre  $H_0$  sur une surface horizontale. On pose :

$$a = G_c * \left(1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi n}{365}\right)\right) \quad \text{A.16}$$

$$b = \cos(\phi) \cos(\delta) \quad \text{A.17}$$

$$c = \sin(\phi) \sin(\delta) \quad \text{A.18}$$

On remarque que  $a$ ,  $b$  et  $c$  dépendent chacun du jour de l'année. Ainsi :

$$G = a(b \cos(\omega(t)) + c) \quad \text{A.19}$$

On considère que la Terre tourne sur elle-même à vitesse constante à raison de  $15^\circ$  par heure soit :

$$\omega_0 = \frac{15\pi}{180 * 3600} \text{ rad.s}^{-1} \quad \text{A.20}$$

$\omega(t)$  ayant des valeurs négatives le matin et positives l'après midi, on obtient :

$$\omega(t) = \omega_0 \cdot t - \pi \quad \text{A.21}$$

On obtient donc finalement :

$$\begin{aligned} H_0 &= \int G = \int_{t_0}^{t_0+3600} a(b \cos(\omega_0 \cdot t - \pi) + c) dt \\ &= a \left[ \frac{b}{\omega_0} \cdot \sin(\omega_0 t - \pi) + c t \right]_{t_0}^{t_0+3600} \end{aligned} \quad \text{A.22}$$

$$\begin{aligned} H_0 &= a \left( \frac{b}{\omega_0} \cdot \sin(\omega_0(t_0 + 3600) - \pi) + c \cdot (t_0 + 3600) \right) \\ &\quad - a \left( \frac{b}{\omega_0} \cdot \sin(\omega_0(t_0) - \pi) + c \cdot t_0 \right) \end{aligned} \quad \text{A.23}$$

$$H_0 = \frac{a}{\omega_0} (b(\sin(\omega_0(t_0 + 3600) - \pi) - \sin(\omega_0(t_0) - \pi)) + 3600\omega_0 c) \quad \text{A.24}$$

Or

$$\sin(p) + \sin(q) = 2 \sin\left(\frac{p+q}{2}\right) \cos\left(\frac{p-q}{2}\right) \quad \text{A.25}$$

Ainsi

$$H_0 = \frac{a}{\omega_0} (2b \sin(1800\omega_0) \cos(\omega_0(1800 + t_0) - \pi) + 3600\omega_0 c) \quad \text{A.26}$$

Finalement

$$H_0 = \frac{a}{\omega_0} (2b \sin(1800\omega_0) \cos(\omega_0(1800 + t_0) - \pi) + 3600\omega_0 c) \quad \text{A.27}$$

S'il est possible d'avoir directement accès aux valeurs de  $\omega(t)$  aux deux heures d'intégration du calcul, i.e  $\omega_1 = \omega(t_0)$  et  $\omega_2 = \omega(t_0+3600)$ , la formule est plus simple et devient :

$$H_0 = \frac{a}{\omega_0} (b (\sin(\omega_2) - \sin(\omega_1)) + c (\omega_2 - \omega_1)) \quad \text{A.28}$$

avec  $\omega_1$  et  $\omega_2$  en  $\text{rad.s}^{-1}$ .

*Remarque :*  $H_0$  ne dépend pas de l'année, mais de l'heure de départ  $t_0$  et du jour de l'année.

## F. EXEMPLE DE MATRICE DE MARKOV DE L'ÉCART À LA NORMALE SAISONNIÈRE ET POUR L'INDICE DE CLARTÉ

Une matrice de Markov pour l'écart à la normale saisonnière :

de \ à	$T \leq -6$	$-6 < T \leq -5$	$-5 < T \leq -4$	$-4 < T \leq -3$	$-3 < T \leq -2$	$-2 < T \leq -1$	$-1 < T \leq 0$	$0 < T \leq 1$	$1 < T \leq 2$	$2 < T \leq 3$	$3 < T \leq 4$	$4 < T \leq 5$	$5 < T < 6$	$T \geq 6$
$T \leq -6$	0,799	0,162	0,029	0,010	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$-6 < T \leq -5$	0,193	0,557	0,212	0,024	0,005	0,005	0	0	0,005	0	0	0	0	0
$-5 < T \leq -4$	0	0,193	0,563	0,200	0,033	0,007	0	0	0	0	0	0	0	0,003
$-4 < T \leq -3$	0	0,008	0,195	0,511	0,223	0,048	0,008	0,003	0	0	0	0	0	0,003
$-3 < T \leq -2$	0	0	0,020	0,227	0,556	0,168	0,020	0,007	0,002	0	0	0	0	0
$-2 < T \leq -1$	0	0	0,005	0,027	0,190	0,567	0,156	0,046	0,007	0	0	0,002	0	0
$-1 < T \leq 0$	0	0	0	0,005	0,028	0,187	0,523	0,205	0,047	0,003	0	0,003	0	0
$0 < T \leq 1$	0	0	0,002	0	0,002	0,032	0,191	0,591	0,146	0,022	0,009	0	0,004	0
$1 < T \leq 2$	0	0	0	0	0	0,012	0,037	0,228	0,475	0,191	0,043	0,012	0	0
$2 < T \leq 3$	0	0	0	0	0	0	0,020	0,032	0,195	0,567	0,151	0,032	0,003	0
$3 < T \leq 4$	0	0	0	0	0	0	0	0,003	0,031	0,211	0,527	0,197	0,031	0
$4 < T \leq 5$	0	0	0	0	0	0	0	0,008	0,012	0,044	0,241	0,530	0,129	0,036
$5 < T < 6$	0	0	0	0	0	0	0,006	0	0	0,017	0,047	0,215	0,488	0,227
$T \geq 6$	0	0	0	0,003	0	0	0	0	0	0	0,003	0,012	0,128	0,855

Une matrice de Markov pour l'indice de clarté :

de \ à	à $K_T=0$	$0 < K_T \leq 0,1$	$0,1 < K_T \leq 0,2$	$0,2 < K_T \leq 0,3$	$0,3 < K_T \leq 0,4$	$0,4 < K_T \leq 0,5$	$0,5 < K_T \leq 0,6$	$0,6 < K_T \leq 0,7$	$0,7 < K_T \leq 0,8$
de $K_T=0$	0,90	0,023	0,014	0,0097	0,049	0,00081	0	0	0
$0 < K_T \leq 0,1$	0,16	0,53	0,23	0,044	0,022	0,015	0	0	0
$0,1 < K_T \leq 0,2$	0,087	0,14	0,50	0,18	0,056	0,036	0	0,0051	0
$0,2 < K_T \leq 0,3$	0,13	0,034	0,22	0,26	0,22	0,12	0,014	0	0
$0,3 < K_T \leq 0,4$	0,21	0,0068	0,031	0,12	0,29	0,23	0,099	0,014	0
$0,4 < K_T \leq 0,5$	0	0	0,036	0,089	0,30	0,14	0,21	0,22	0
$0,5 < K_T \leq 0,6$	0	0,0063	0,019	0,031	0,28	0,14	0,18	0,35	0
$0,6 < K_T \leq 0,7$	0	0	0	0,00312	0,016	0,084	0,20	0,505	0,20
$0,7 < K_T \leq 0,8$	0	0	0	0	0	0	0,0091	0,285	0,71

# Étude de stratégies de gestion énergétique des bâtiments par l'application de la programmation dynamique

## RÉSUMÉ :

La gestion énergétique des bâtiments est étudiée dans ce travail de thèse par l'application de la programmation dynamique. Cet algorithme d'optimisation permet de développer des commandes prédictives, c'est à dire une stratégie de gestion sur une période donnée pour, par exemple, réduire la consommation énergétique du bâtiment ou améliorer le confort thermique des habitants. Un premier cas d'étude concerne le cas du pilotage du chauffage d'un bâtiment pour effacer sa consommation en période de pointe de la demande électrique ou de pointe d'émission de CO<sub>2</sub>. Un second cas d'étude s'intéresse à une période de forte chaleur estivale, durant laquelle le pilotage des protections solaires et de la ventilation mécanique contrôlée permet l'amélioration du confort thermique. Le pilotage des ouvertures (portes, fenêtres) est également étudié. Les résultats obtenus sont comparés à une régulation mise en place sur une maison test, "Air et Lumière", située à Verrières-le-Buisson (91). Enfin la dernière partie du travail concerne la prévision des données climatiques locales grâce aux méthodes des chaînes de Markov et des réseaux de neurones artificiels. L'influence des erreurs de prévision sur la mise en place d'une stratégie d'effacement de la consommation de pointe dans le bâtiment est étudiée.

**Mots clés :** Bâtiment, programmation dynamique, effacement consommation pointe, confort thermique, prévision météorologique, ventilation naturelle

## Study of energy management strategies in buildings using dynamic programming

**ABSTRACT :** The control of building equipments is studied in this work using a dynamic programming optimization. This algorithm allows to develop a predictive controller in order to reduce the energy consumption of the building or to increase the comfort of the occupants. A first case study is presented regarding the control of the heating system in order to shift the load from peak hours to off-peak hours according to utility rate incentives or carbon emissions. A second case study is about the control of shading devices and mechanical ventilation in order to increase comfort in the building during a strong heat wave. The control of openings, like windows and doors, is also studied in order to increase thermal comfort using natural ventilation. The results obtained are compared with a control strategy implemented in a test house "Air et Lumière" situated near Paris. The last part of this work is about forecasting local climatic data using Markov chains and artificial neural networks. The influence of weather forecast errors on the developed control strategy is studied.

**Keywords :** Building, dynamic programming, load shifting, thermal comfort, weather forecast, ventilative cooling